

산업 현장 CCTV 침입 감지를 위한 사건화 기반 알람 품질 및 검토 우선순위 분류 (Eventization-based alarm quality and review priority classification for industrial CCTV intrusion detection)

김준영*, 공가웅**, 김동민***, 김미수****

(Jun Young Kim, Ga Woong Gong, Dong Min Kim, Mi Soo Kim)

요약

산업 현장 CCTV 침입 감지에서 검출 결과를 그대로 정보로 쓰면 정상 작업자까지 알람이 되어 오경보와 확인 부담이 커진다. 본 연구는 학습된 검출기·추적기의 출력을 확인할 가치가 있는 사건으로 묶는 사건화와, 먼저 불 순서를 매기는 우선순위 분류를 제안한다. 구체적으로 검출·추적 출력에 카메라별 구역·경계선과 시간·체류·추적 안정성 규칙을 적용해 사건 단위 알람을 만들고, 중복을 병합하고 정상 활동을 억제한 뒤 검토 우선순위를 부여하며, 최종 침입 확인은 사람이 맡는다. 시험 데이터(8개 장면 69개 영상)에서 전체 규칙을 적용한 설정은 F1 점수가 기준보다 낮았지만(0.683 대 0.812), 정상 영상 오경보율을 0.625에서 0.333으로 낮추고 확인할 알람을 46.4% 줄였으며, 사건 종류(월담 침입·올타리 훼손 의심) 구분을 살렸다. 가장 먼저 불 상위 목록의 정확도는 1.000이었고, 정상 영상은 이 목록에 오르지 않았다. 이는 알람의 질을 다루는 접근의 예비 결과다.

■ 중심어 : 산업 CCTV ; 침입 감지 ; 사건화 ; 알람 품질 ; 검토 우선순위

Abstract

In industrial CCTV intrusion detection, using person detections directly as alarms produces many false alarms, because normal workers are detected in the same way as intruders. This study proposes eventization, which organizes the outputs of a pretrained detector and tracker into review-worthy events, and a priority classification that orders them for human review. Specifically, per-camera zone and boundary-line rules together with temporal, dwell-time, and tracking-stability rules are applied to the detector-tracker outputs to form event-level alarms; duplicate alarms are merged and normal activity is suppressed; the alarms are then assigned a review priority, while the final intrusion confirmation is always made by a human operator. On a held-out test set of 69 clips from 8 scenes, the setting with all rules applied showed a lower F1 score than the baseline (0.683 vs. 0.812), but it reduced the false-alarm rate on normal clips from 0.625 to 0.333, cut the number of alarms to review by 46.4%, and recovered event-type attribution (fence-climbing intrusion and suspected fence damage). The "check first" queue had a precision of 1.000, and no normal clip entered it. These preliminary results suggest an approach that addresses alarm quality rather than detection scores.

■ keywords : Industrial CCTV ; Intrusion detection ; Eventization ; Alarm quality ; Review priority

1. 서론

산업 현장 CCTV 침입 감지의 어려움은 사람을 찾아내는 데서 끝나지 않는다. 찾아낸 결과를

* 준회원, 전남대학교 물리학과

** 준회원, 전남대학교 인공지능학부 소프트웨어전공

*** 준회원, 전남대학교 지능실감미디어 융합전공

**** 정회원, 전남대학교 인공지능학부 조교수

본 연구는 2025년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원(RS-2025-25398164)과 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 소프트웨어중심대학사업(2021-0-01409) 및 인공지능융합혁신인재양성사업(IITP-2023-RS-2023-00256629)의 지원을 받아 수행되었음.

접수일자 : 2026년 07월 14일

수정일자 : 2026년 07월 23일

게재확정일 : 2026년 08월 03일

교신저자 : 김미수 e-mail : misoo.kim@jnu.ac.kr

사람이 확인할 수 있는 경보로 바꾸는 일이 남기 때문이다. 사람을 검출하고, 움직임 추적하고, 정해 둔 구역에 들어오거나 선을 넘는지 보는 기술은 연구와 상용 제품에서 이미 널리 쓰인다 [1]~[3]. 그런데 검출 결과를 그대로 경보로 쓰기는 어렵다. 울타리를 점검하는 작업자, 정비 인력, 순찰자, 잠깐 지나가는 사람도 검출기 눈에는 침입자와 똑같이 사람으로 보이기 때문이다. 이렇게 만든 경보는 관제하는 사람이 처리해야 할 오경보와 확인 부담을 키우고, 결국 경보에 무더지는 "알람 피로"로 이어진다[4]. 본 논문에서 오경보란 정상 영상이나 허용된 활동이 확인 대상 알람으로 잘못 올라온 경우를 말한다.

이 문제는 검출기 성능만 높여서는 풀리지 않는다. 산업 알람 관리 분야는 얼마나 정확히 찾는지 못지않게, 사람이 먼저 볼 알람이 쓸 만하고 순서가 맞는지를 오래전부터 중요하게 다뤄왔다[4]. 그러나 CCTV 침입·이상 감지 연구는 대부분 얼마나 정확히 찾는지에 집중해 왔고 [1], 검출 결과를 사건 단위 알람으로 묶고 정상 활동을 억제하며 어떤 알람부터 볼지 정하는 단계는 개별 요소로만 다뤄져 왔다. 이 단계들을 하나로 통합하면 오경보와 확인 부담을 줄여 실제 관제 현장을 도울 수 있다.

본 연구의 한 줄 결론은 이렇다. 사건화와 우선 순위 분류로 검출기 출력을 정리하면, F1 점수는 낮아져도 오경보와 확인 부담이 줄어든다. 여기서 사건화란 검출 결과를 하나의 "사건"으로 묶어 정리하는 것이다. 이미 학습된 YOLO11s 검출기와 ByteTrack 추적기[5] 위에, 카메라별 규칙과 시간·추적 안정성 규칙을 얹어 검출 결과를 사건 단위 알람으로 정리한다. 알람에는 상·중·하 세 등급의 "먼저 볼 순서"만 매기고, 침입 확정인 사람에게 맡긴다. 가장 높은 등급도 "지금 바로 확인할 후보"라는 뜻이다. 규칙 조정에 쓰지 않은 시험 데이터(8개 장면 69개 영상)에서, 전체 규칙을 적용한 설정은 F1 점수가 기준보다 낮았다. 그러나 정상 영상 오경보율과 확인

부담은 뚜렷이 줄었고, 가장 먼저 볼 상위 목록의 정확도는 1.000, 정상 영상이 그 목록에 오른 비율은 0.000이었다.

본 논문의 기여는 세 가지다. 첫째, 검출 이후 단계에서 검출 결과를 사건 단위 알람 품질과 확인 순위로 정리하는 계층을 설계했고, 처음 보는 시험 데이터에서 이 계층이 정상 영상 오경보율을 절반 가까이(0.625 → 0.333) 낮추고 확인할 알람을 46.4% 줄임을 보였다. 둘째, 처리 상태·사건화 단계·확인 순위를 서로 독립된 정보로 두어 "먼저 볼 순서"와 "침입 확정"이 섞이지 않게 했다. 이 분리가 가장 먼저 볼 상위 목록을 오경보 없이 유지하는 근거가 된다(V.3). 셋째, 규칙을 하나씩 더해 가는 단계별 실험, 하나씩 빼 보는 제거 실험, 작은 표본에 맞춘 신뢰구간·유의성 검정으로 이루어진 재현 가능한 평가 절차를 제시해, 각 규칙의 기여와 결과의 불확실성을 수치로 확인할 수 있게 했다.

II. 관련 연구

울타리 침입 감지는 프레임 단위 정확도가 아니라 침입 한 건, 곧 사건 단위로 볼 필요가 있다. 울타리 같은 외곽 경계를 지키는 침입 감지는 오래된 연구 주제이고, 요즘은 딥러닝 기반 검출·추적을 많이 쓴다[1], [5]. 그러나 대부분의 장면(프레임)씩 얼마나 정확히 찾는지를 목표로 삼는다. 하나의 사건을 사람이 어떻게 확인할지, 어떤 알람부터 볼지는 덜 다룬다. 사건 단위 평가 표준도 제안되어 있지만[6], [7], 현장에서 사람이 짊어질 확인 부담을 직접 지표로 삼는 경우는 드물다.

국내 지능형 CCTV 연구도 구역·경계·시간 규칙과 오경보 문제를 다뤄 왔다. 감시 구역을 가상 울타리로 정의하고 사전 경보 영역을 두는 방법[8]과, 검출·추적 결과를 관심 구역 포함 여부와 머문 시간으로 판정해 침입·배회를 인식하는 방법[9]이 제안되었다. 오경보율 감소를 정면 과제로 둔 영상 분석 시스템 설계[10]와, 관제하

는 사람이 주목할 대상을 표시해 확인을 돕는 연구[11]도 있었다. 산업 현장 쪽에서는 작업자의 안전장비 착용 탐지[12], 현장 데이터셋 구축과 검출기 학습[13], 검출·추적 기반 위험 구역 계산[14]처럼 주로 검출 성능을 높이는 방향으로 연구가 이어졌다. 정리하면 규칙 기반 사건 인식과 오경보 저감의 흐름은 국내에도 있으나, 검출 결과를 사건 단위로 합치고 억제해 확인할 알람 수를 줄이고, 먼저 볼 순서를 등급으로 나누며, 그 순서를 침입 확정과 분리하는 단계까지 함께 다룬 경우는 드물다.

검출 이후의 알람 정리 단계도 개별 요소로는 연구되어 왔다. 이상 상황을 시간적으로 연속된 사건 단위로 해석하려는 시도는 이미 있다. 사건 제안과 사건 수준 이상 점수를 함께 산출하는 접근[15]이 대표적이며, 오경보율을 관리 가능한 성능 변수로 명시해 온라인으로 탐지하는 연구[16]도 보고되었다. 실제 CCTV 환경에서는 악천후 속 오염을 줄이는 객체 필터로 침입·배회·방치·방화 경보를 함께 다룬 시스템[17]과, 검출·추적과 관심 구역 규칙으로 침입·배회를 실시간 판정하는 시스템[18]이 제안되었다. 관제 지원 쪽에서는 어떤 카메라를 먼저 보여 줄지 정하는 우선순위 부여[19]와, 검출된 스트림을 앞세우는 인공지능 시각 단서가 관제자의 성능을 높이고 인지 부담을 낮춘다는 결과[20]가 있다. 다만 이들은 사건 수준 탐지, 오경보 억제, 관제 지원, 카메라 우선순위 가운데 일부를 개별적으로 다룬다. 검출·추적 결과를 현장 규칙으로 사건 단위 알람으로 재구성하고, 정상 활동이나 중요도가 낮은 후보를 억제하며, 확인할 알람 수를 줄이고 검토 우선순위를 부여하는 과정을 하나의 운영 계층으로 통합해 운영 지표로 평가한 CCTV 연구는 제한적이다.

산업 알람 관리는 "정확도"만이 아니라 "알람의 질"을 문제로 본다. 공장 같은 산업 현장의 알람 관리 표준은 알람이 지나치게 많아지는 것과 알람 피로를 큰 위협으로 보고, 알람에 순서를

매기고 불필요한 것을 걸러 내라고 권한다[4]. 본 연구는 이 관점을 CCTV 침입 감지에 가져와, 검출 결과를 사건으로 묶고 순서를 매기는 문제를 한가운데에 둔다.

상용 영상 분석 제품도 장면별 규칙으로 오경보를 줄인다. 대표적으로 AXIS의 영상 분석 기능은 구역 안 물체, 선 통과, 구역 내 체류를 조건으로 걸 수 있고 오경보를 줄이기 위한 설정 지침을 함께 제공하며[2], Dahua의 기능도 경계선 통과 방향과 민감 구역 침입을 조건으로 녹화·알림 같은 동작을 실행한다[3]. 즉 규칙 기능 자체는 상용 제품에 이미 있다. 본 연구의 차이는 그 규칙들을 실험 가능한 후처리 계층으로 두고, 각 규칙이 정상 영상 오경보율과 확인할 알람 수에 얼마나 기여하는지를 단계별·제거 실험으로 평가하며, 나아가 확인 순위를 침입 확정과 분리해 먼저 볼 순서까지 제시한다는 데 있다.

카메라 한 대만으로는 애매한 경우를 자동으로 확정하기 어렵다. 사람의 자세나 행동 단서를 쓰는 연구도 있지만[21]~[23], 실제 감시 영상에서 자세를 알아내는 것은 여전히 불안정하다[23]. 그러므로 카메라 한 대만으로 정상 작업과 울타리 훼손 의심을 완전히 갈라 자동으로 확정하는 것은 위험하다. 이것이 사람이 끝까지 확인하도록 설계한 이유다. 최근에는 시각·언어 모델로 감시 영상을 이해하려는 시도도 있으나[24], 아직 초기 단계이며 본 연구는 이를 자동 규칙 작성의 후속 방향으로만 언급한다.

정리하면, 본 연구의 기여는 새로운 검출기 제안이 아니다. 검출·추적 산출물을 현장 운영에 맞는 사건 단위 알람으로 정리하고, 공간·시간·추적 안정성 규칙과 사건 병합 규칙을 결합해 확인 부담을 줄이며, 우선순위 부여와 최종 침입 확정을 분리해 관제자의 검토를 지원하는 후처리 계층을 제안하는데 있다. 앞서 본 개별 연구들과 달리, 본 연구는 이 요소들을 한 흐름으로 묶어 정상 영상 오경보율·확인 알람 수·상위 검토 목록의 안전성이라는 운영 지표로 평가한다. 이 단계가 널리 쓰일 수 있는 이유



그림 1. 제안 시스템의 전체 구조와 장면 규칙이 적용된 실제 화면: 검출·추적 → 장면 규칙 → 사건화 → 우선순위 → 사람 확인. 경계선을 넘는 사람은 사건 후보가 되고, 허용 구역 활동은 걸러진다

는 특정 숫자 기준이 아니라, 현장 규칙을 자유롭게 넣을 수 있는 구조 자체에 있다.

III. 제안 방법

제안 방법은 검출 결과를 곧바로 확정하지 않고, 사건 후보에서 확인 대상 알람으로 차근차근 올린다. 본 논문이 다루는 사건 종류는 담을 넘는 침입(이하 월담 침입)과 울타리 훼손 의심 두 가지다. 그림 1은 전체 흐름을 다섯 단계로 보여주며, 각 단계의 출력이 다음 단계의 입력이 된다. 입력 CCTV 영상은 먼저 ① 검출·추적(Detection & Tracking) 단계로 들어간다. 여기서 이미 학습된 YOLO11s 검출기와 ByteTrack 추적기[5]가 사람을 찾아 이동 기록을 만든다. 새로 학습한 모델은 없다. 이 이동 기록이 ② 장면 규칙(Scene Policy) 단계로 넘어가면, 카메라마다 미리 정해 둔 구역과 경계선 정보가 그 위에 얹힌다. 그림 1 가운데의 실제 CCTV 화면이 이 규칙이 적용된 모습이다. 화면 위에는 감시할 경계선(Fence line)과 허용 구역(Allowed zone), 제한 구역(Restricted zone), 위험 구역(Danger zone), 공공 구역(Ignore zone)이 표시되어 있고, 추적 중인 사람에게는 상자와 바닥 가운데 점, 지나온 길이 붙는다. 상자 옆의 작은 글씨는 판정에 쓰인 수치(머문 시간, 이동 속도, 자세 단서 여부 등)를 그대로 기록해 둔 것으로, 각 항목의 뜻과 기준은 III.2에서 설명한다. 이렇게 규칙이 없던 결과를 ③ 사

건화(Eventization)가 모아, 검출 결과를 후보 → 확인 대상 알람 → 사건의 순서로 올린다. 그 알람을 ④ 우선순위 분류(Priority Triage)가 상·중·하·제외 네 등급(그림에는 High/Medium/Low/None으로 표기)의 먼저 볼 순서로 나눈다. 마지막 ⑤ 사람 확인(Operator Review) 단계에서 관제하는 사람이 알람에 붙은 근거(어느 경계선을 언제 넘었는지, 위험 구역에 몇 초 머물렀는지)와 해당 장면 영상을 보고 최종 확정한다. 핵심은 검출한 다음에 결과를 정리하는 가운데 단계들에 있다.

1. 처리 상태·사건화 단계·확인 순위의 분리

핵심 설계 원칙은 하나의 사건 후보에 세 가지 정보를 서로 따로 붙이는 것이다. 처리 상태(지금 어느 단계인지), 사건화 단계(규칙을 얼마나 통과했는지), 확인 순위(먼저 볼 순서)다. 이 가운데 규칙이 자동으로 정하는 것은 사건화 단계와 확인 순위뿐이며, 이는 각각 그림 1의 ③ 사건화와 ④ 우선순위 분류 단계에 해당한다. "침입 확정" 도장은 사람이 영상 근거를 직접 본 뒤에만 찍는다. 그래서 가장 높은 순위도 "지금 바로 확인이 필요하다"는 뜻일 뿐, 침입이 확정됐다는 뜻이 아니다. 이렇게 나눠 두면, 카메라 한 대로는 확정하기 애매한 경우를 억지로 확정하지 않고 순위만 매겨 사람에게 넘길 수 있다. 실제 외곽 감시 운영에서도 시스템이 올린 알람을

사람이 영상으로 보고 최종 확인하는 흐름이 일반적이다[1]. 이 분리가 본 방법의 가장 중요한 설계 결정이다.

2. 사건화 단계

사건화 단계는 공간·시간·추적 안정성 규칙과 오경보 억제로 검출 결과를 정리한다. 이 단계는 그림 1의 ② 장면 규칙과 ③ 사건화에 해당한다. 공간 규칙은 카메라마다 사람이 미리 정해 둔다. 감시할 경계선, 지나다녀도 되는 구역, 아예 무시할 구역, 위험 구역을 카메라별로 지정한다. 경계선을 넘었는지는 사람 상자의 바닥 가운데 점이 경계선을 바깥에서 안쪽 방향으로 지나는지로 판정한다. 상자가 경계선과 겹치기만 한 경우는 카메라 각도 때문에 실제 접촉이 아닐 수 있어 판정에 쓰지 않는다.

시간 규칙과 추적 안정성 규칙은 반짝 오검출과 짧은 통과를 걸러 낸다. 위험 구역에 3.0초 이상 머문 추적만 훼손 의심 후보로 보되, 자세 단서가 있으면 2.0초, 없으면 4.0초로 기준을 조정한다. 훼손 의심 후보는 천천히 움직이고(초당 80화소 이하), 화면에 충분히 크게 보이며(상자 높이 80화소 이상), 2.0초 이상 추적된 경우로 한정한다. 또 한두 프레임만 반짝 잡힌 검출이 우연히 선을 넘은 것처럼 보이는 오판정을 막기 위해, 경계선을 넘기 직전 최소 3번 관측되고 0.4초 이상 이어진 추적만 인정한다. 자세·행동 단서는 판정 조건이 아니라 참고 기록으로만 남긴다. 실제 감시 영상에서는 자세 추정 성능이 크게 떨어진다고 보고되어 있고[23], 본 실험의 조율 단계에서도 자세를 판정 조건으로 켜면 놓침이 늘었기 때문이다.

여기에 중복을 합치고 오경보를 누르는 규칙을 더한다. 같은 추적에서 침입이 확인되면 10초 안에 겹치는 훼손 의심은 별도 알람으로 만들지 않고 침입 사건에 합쳐, 하나의 사건이 여러 알람으로 쪼개지는 일을 줄인다. 그림 1의 가운데 화면이 실제 장면 위에 이 네 구역과 경계선, 추적

상자와 바닥 가운데 점을 표시한 예다. 바깥에서 안쪽 위험 구역으로 넘어오는 사람은 사건 후보가 되고, 지나다녀도 되는 구역 안의 정상 통행은 걸러진다. 훼손 의심 판정이 후보에서 알람까지 올라가는 자세한 흐름은 부록 E의 그림에 정리했다.

3. 우선순위 분류

우선순위 분류는 사건 후보를 사람이 볼 순서로 나눈다. 이 단계는 그림 1의 ④ 우선순위 분류에 해당한다. 순위는 학습된 위험 확률이 아니라, 사건 종류와 사건화 단계에서 곧바로 정해지는 규칙 값이다. 월담 침입 알람은 상위로, 훼손 의심 알람은 중위로 가고, 알람까지 오르지 못했지만 후보 흔적이 남은 영상은 하위로 보존하며, 알람도 후보도 없으면 목록에서 뺀다(표 1). 근거 점수(머문 시간·자세 같은 규칙 신호를 합쳐 참고용으로 매기는 점수)가 높은 훼손 의심이라도 상위로는 올리지 않는데, 이렇게 정한 실험 근거는 V.3과 부록 D에서 보인다. 다만 상위 조건을 모두 만족해도 본 논문에서는 "확정된 침입"이 아니라 "가장 먼저 확인할 침입 후보"로만 다룬다.

표 1. 확인 순위 등급의 뜻과 배정 규칙 (그림에서는 상/중/하/제외를 High/Medium/Low/None으로 표기)

등급	뜻	배정 규칙
상위	지금 바로 확인할 침입 후보(확정 아님)	월담 침입 알람이 만들어진 경우: 경계선을 바깥→안으로 넘은 안정된 추적
중위	근무 중 확인할 훼손 의심 후보	훼손 의심 알람이 만들어진 경우: 위험 구역에 머문 시간·속도·크기·추적 조건 통과(III.2)
하위	나중에 몰아서 확인할 후보	알람은 아니지만 후보 흔적(위험 구역 체류, 자세 확인 중 등)이 남은 경우
제외	목록에 올리지 않음	알람도 후보도 없는 경우: 허용·무시 구역 활동, 짧은 통과 등

그림 2는 이 배정 규칙을 순서도로 보여 준다. 영상 하나의 처리 결과에서 출발해, 먼저 "확인 대상 알람이 만들어졌는가?"를 묻는다. 만들어졌다면 사건 종류에 따라 갈라진다. 월담 침입 알람이면 지금 바로 확인할 상위로 간다. 상위는 가장 먼저 확인할 후보일 뿐 확정이 아니다. 훼손 의심 알람이면 근무 중에 확인하는 중위로 간다. 알람이 만들어지지 않았다면 두 번째 물음 "

후보 흔적이 남았는가?”로 넘어간다. 위험 구역 체류처럼 흔적은 남았지만 근거가 약한 경우는 나중에 몰아서 확인하는 하위로 보존하고, 흔적조차 없으면(허용·무시 구역 활동 등) 목록에서 제외한다. 이 순위는 학습된 위험 점수가 아니라 규칙만으로 정해지며, 표 1의 네 행이 순서도의 네 결과와 그대로 대응한다. 이 세 단계(장면 규칙 → 사건화 → 순위 배정)를 거치면, 검출기의 정리되지 않은 출력이 순서 있는 알람 목록으로 바뀐다.

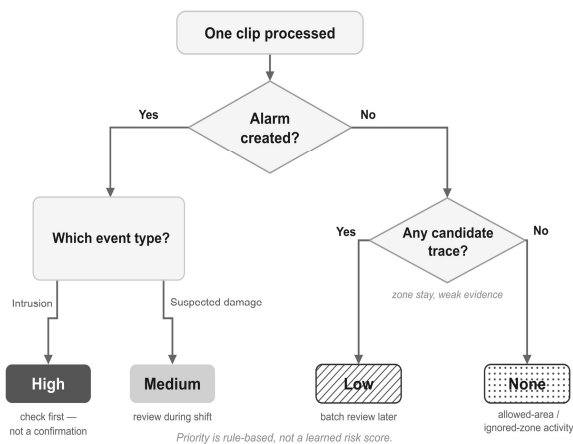


그림 2. 우선순위 분류 규칙 순서도: 사건 종류와 사건화 단계가 등급을 정한다

IV. 실험 설계

1. 데이터셋

작은 사례 데이터로 이 정리 단계의 효과를 예비적으로 확인했다. 데이터는 산업 외곽 현장을 담은 24개 장면(카메라)의 207개 영상이며, 표 2처럼 조율용·검증용·시험용 세 묶음으로 나뉘었다. 같은 장면은 반드시 한 묶음에만 넣어, 시험 데이터의 정보가 규칙을 만드는 과정에 새어 들어가지 않게 했다. 규칙과 구역은 조율용에서 만들고, 규칙의 선택과 순위 조정은 검증용에서 끝내 규칙을 고정했으며, 시험용에는 고정된 규칙을 마지막에 한 번만 적용했다. 즉 시험용의 정보는 규칙을 만드는 쪽으로 흘러들지 않는다. 월담 침입이나 훼손 의심이 들어 있는 영상을 “양성 영상”, 아무 일도 없는 영상을 “정상 영상”이라 부른다. 데이터는 모두 공개 데이터셋[25]에

서 가져왔다. 이 데이터셋은 실외와 실내 시나리오로 나뉘는데, 실외 장면에는 정상·월담 침입·울타리 훼손 영상이 함께 있지만 실내 장면(촬영·시설 훼손 등)은 짝이 되는 정상 영상이 없어 오경보율을 평가할 수 없다. 그래서 양성과 정상을 같은 장면에서 짝지을 수 있는 실외 장면만 추렸으며, 묶음의 크기가 크지 않은 것과 실내 사건을 후속 연구로 분리한 것은 그 때문이다. 인물이 나오는 프레임은 연구 외 용도로 쓰지 않으며, 논문 그림에는 개인 식별 정보가 드러나지 않는 프레임만 골라 사용했다. 표본이 작으므로 결과는 “일반적으로 그렇다”가 아니라 “예비적으로 그런 경향이 보인다”로 읽어야 한다.

표 2. 데이터셋 구성과 쓰임

묶음	장면 수	영상 수	구성	쓰임
조율용 (A-Dev)	8	69	양성·정상 혼합	규칙·구역 초기 조정
검증용 (A-Val)	8	69	양성 46, 정상 23	규칙 선택, 제거 실험, 순위 조정
시험용 (A-Test)	8	69	양성 45, 정상 24	최종 평가(조율에 쓰지 않음)

2. 검출기·추적기 선택

입력 검출기와 추적기는 조율용 데이터에서 세 가지 후보를 견주어 골랐다. 선택 원칙은 “먼저 놓침을 줄이고, 그다음 오경보를 줄인다”이다. 보안 감시에서는 실제 침입을 놓치는 비용이 오경보보다 크기 때문이다. 표 3에서 보듯 YOLO11s와 ByteTrack 조합은 확인 대상을 제대로 잡아낸 비율(재현율)이 0.957로 가장 높으면서 정상 영상 오경보율이 낮은 축이고, 처리 속도(초당 처리 프레임 수)도 실용적이어서 최종 입력으로 골랐다. 더 가벼운 YOLO11n은 빠르지만 놓침이 크게 늘었고(재현율 0.804), 더 무거운 RT-DETR-L은 재현율은 비슷했지만 정상 오경보율이 0.739로 높고 속도가 3분의 1 수준이어서 제외했다. 고른 조합은 이후 모든 실험의 공통 입력으로 쓴다.

표 3. 검출기·추적기 후보 비교(조율용 데이터 A-Dev, 같은 규칙 조건)

검출기 + 추적기	재현율	F1	정상 오경보율	처리 속도 (FPS)	판정
YOLO11n + ByteTrack	0.804	0.747	0.522	9.140	예비(농점 증가)
YOLO11s + ByteTrack	0.957	0.854	0.522	7.753	채택
RT-DETR-L + ByteTrack	0.935	0.804	0.739	2.357	제외(오경보·속도)

3. 기준선과 지표

기준선은 규칙을 하나씩 더해 가며 만들었다. 가장 단순한 기준선은 사람이 한 번이라도 검출되면 알람으로 처리한다(BL0). 여기에 검출 신뢰도 0.5 이상만 인정하는 규칙(BL1), 같은 추적이 8프레임 이상 이어져야 하는 시간 규칙(BL2), 카메라별 구역·경계선을 보는 공간 규칙(BL3)을 차례로 더하고, 마지막으로 사건 종류 구분과 오경보 억제·중복 합치기까지 모두 더한 전체 설정을 BL4라고 부른다. 이렇게 하면 각 규칙이 어디에 얼마나 기여하는지 단계별로 볼 수 있다. 본 논문은 공간 규칙만 쓴 BL3와 전체를 다 쓴 BL4의 대비를 특히 눈여겨본다. 여기서 "탐지 점수"와 "운영에 쓸모 있는 지표"가 갈라지기 때문이다.

지표는 F1 점수 하나에만 기대지 않고, 운영에 쓸모 있는 지표를 함께 쓴다. 양성과 정상의 비율이 치우친 데이터에서는 어떤 지표로 보느냐에 따라 성능이 실제보다 좋아 보일 수 있다는 점이 알려져 있다[26]. 그래서 흔히 쓰는 F1 점수와 함께, 정상 영상 오경보율, 사람이 확인할 알람 수, 사건 종류를 맞게 구분한 비율, 그리고 가장 높은 등급 목록의 정확도와 정상 영상이 그 목록에 오른 비율을 본다. 표본이 작으므로, 주요 비율에는 값이 어느 범위에 있을지 보여 주는 신뢰구간(Wilson 방식)을, 두 설정의 차이에는 유의성 검정(McNemar 방식)을 함께 제시한다.

V. 실험 결과

1. 단계별 규칙 추가 실험 결과

규칙을 하나씩 더해 가면 알람 수가 줄고, 사건

종류 구분이 가능해진다. 표 4는 검증 데이터에서 BL0부터 BL4까지의 변화를 보여 준다. 규칙이 없을 때(BL0)는 정상 영상이 모두 오경보로 올라가고(오경보율 1.000) 확인할 알람이 69개다. 신뢰도 규칙(BL1)과 시간 규칙(BL2)만으로는 정상 오경보율이 줄지 않는다. 공간 규칙을 더한 BL3에서 정상 오경보율이 0.870으로 처음 떨어지고, 전체 규칙을 더한 BL4에서 0.391까지 내려가며 확인할 알람이 45개로 준다. 사건 종류를 맞게 구분한 비율은 BL3까지 0.000이다가 BL4에서 1.000이 되는데, 이는 종류 구분 규칙이 이 마지막 단계에 들어가기 때문이다. 단계별 비교의 요점은 신뢰도·시간 규칙만으로는 정상 오경보가 줄지 않고, 공간 규칙부터 줄기 시작한다는 데 있다.

표 4. 단계별 기준선 결과(검증 데이터 A-Val)

설정	더한 규칙	F1	정 상 오 경 보 율	확 인 알 람 수	확 부 인 감 소 (BL0 대비)	사 건 종 류 구 분
BL0	사람 검출만	0.800	1.000	69	0.0%	0.000
BL1	+ 신뢰도(0.5 이상)	0.789	1.000	68	1.4%	0.000
BL2	+ 시간(8프레임 지속)	0.757	1.000	65	5.8%	0.000
BL3	+ 공간(구역·경계선)	0.778	0.870	62	10.1%	0.000
BL4	+ 종류 구분·억제·병합	0.791	0.391	45	34.8%	1.000

여기까지는 규칙을 조율한 검증 데이터의 결과다. 다음은 조율에 한 번도 쓰지 않은 최종 시험 데이터에서 무엇이 나오는지 본다.

2. 최종 시험 결과: F1과 운영 지표의 맞바꿈

최종 시험(A-Test)에서 전체 설정은 F1 점수가 낮아지는 대신, 운영에 쓸모 있는 지표를 좋게 만든다. 표 5와 그림 3에서 보듯, BL4의 F1은 0.683으로 공간 규칙만 쓴 BL3의 0.812보다 낮다. 그러나 같은 설정에서 정상 영상 오경보율은 0.625에서 0.333으로 떨어졌고, 확인할 알람 수는 BL3의 56개에서 BL4의 37개로 줄었다. 가장 단순한 기준선(BL0, 69개)과 견주면

46.4% 감소다. 사건 종류를 맞게 구분한 비율도 0.000에서 1.000으로 올랐다. 이 1.000은 "맞게 잡은 알람은 종류도 전부 맞았다"는 뜻이며, 알람으로 오른 양성 영상 전체를 기준으로 하면 29건 중 28건(0.966)이다. 한 건은 훼손 의심을 침입으로 잘못 보았고, 이는 표 9의 한계로 남긴다.

여기서 한 가지 짚어 둘 점이 있다. 검증 데이터에서는 BL4의 F1(0.791)이 BL3(0.778)보다 오히려 높았는데, 최종 시험에서는 낮아졌다. 이런 뒤집힘은 표본이 작을 때 나타날 수 있으며, 우리가 F1 하나에만 기대지 않는 이유이기도 하다(IV.3).

표 5. 최종 시험(A-Test)에서 BL3와 BL4 비교

지표	BL3(공간만)	BL4(전체)	좋은 방향
F1 점수	0.812	0.683	높을수록
정상 영상 오경보율	0.625	0.333	낮을수록(개선)
확인 알람 수	56	37	낮을수록(개선)
확인 부담 감소(BL0 대비)	18.8%	46.4%	높을수록(개선)
사건 종류 구분 비율	0.000	1.000	높을수록(개선)

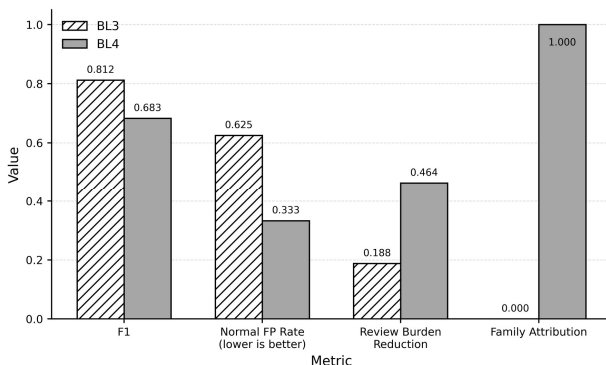


그림 3. BL3와 BL4의 주요 지표 비교: F1은 낮아지지만 정상 오경보율과 확인 부담이 좋아진다

그림 3은 표 5를 막대로 보여 준다. 빗금 막대가 BL3, 진한 회색 막대가 BL4이며, 정상 영상 오경보율 묶음은 낮을수록 좋은 지표라 그림에도 따로 표시했다. 네 묶음 가운데 BL3가 앞서는 것은 F1 하나뿐이다. 다시 말해 BL3는 더 많이 알람으로 올려서 F1은 높지만, 그 알람이 무슨 사건인지는 구분하지 못한다. BL4는 F1을 조금 내주는 대신, 더 적으면서도 더 잘 정리된 알람을 만든다.

3. 우선순위 배정 규칙 선택과 상위 목록

안전성

우선순위 배정 규칙 자체도 실험으로 골랐다. 표 6은 검증 데이터에서 네 가지 규칙 후보를 견준 결과다. 견준 항목은 상위 목록의 정확도(상위에 오른 알람 가운데 실제 사건의 비율), 정상 영상이 상위로 잘못 오른 비율, 그리고 상위에서 사람이 확인할 건수다. 모든 알람을 상위로 올리는 후보 ①은 확인 건수가 45개로 가장 많고, 정상 영상 23개 중 9개(0.391)를 상위에 올렸다. 근거 점수가 높은 훼손 의심을 상위로 올리는 후보 ③은 ①보다는 낮지만, 여전히 정상 영상 4개(0.174)를 상위로 새어 들여보냈다. 정상 점검 작업도 위험 구역에 오래 머물기 때문에 근거 점수가 높게 나올 수 있어서다. 근거 점수가 무엇이고 후보 ③이 왜 걸러지지 못했는지는 부록 D에 자세히 정리했다. 월담 침입 알람만 상위로 보내는 후보 ②와 ④는 정확도 1.000, 정상 유입 0.000, 확인 건수 22개로 수치가 같다. 둘의 차이는 훼손 의심의 자리에 있다. ②는 훼손 의심을 중위 목록으로 분명히 정해 두고, ④는 그 규칙을 따로 두지 않는다. 훼손 의심을 잃지 않고 보존해야 하므로 ②를 최종 규칙으로 골랐다. 이 규칙은 검증 데이터에서 고정한 뒤, 시험 결과를 본 다음에도 바꾸지 않았다.

표 6. 우선순위 배정 규칙 후보 비교(검증 데이터 A-Val)

규칙 후보	상위 배정 방식	상위 목록 정확도	정상 상위 오경보율	상위 확인 건수	채택
① 모든 알람을 상위로	침입·훼손 알람 전부	0.800	0.391	45	아니오
② 침입은 상위, 훼손 의심은 중위	사건 종류로 구분	1.000	0.000	22	채택
③ 근거 점수 높은 훼손 의심도 상위	종류 + 점수 기준	0.897	0.174	39	아니오
④ 침입만 상위	②와 수치는 같으나 훼손 의심을 중위로 두는 규칙을 따로 정하지 않음	1.000	0.000	22	아니오

이 규칙으로 순위를 배정하면, 시험 데이터에서도 지금 바로 볼 상위 목록이 오경보 없이만 들어진다. 알람은 단계를 거치며 줄어든다. 검출만 쓰면 69개 영상 전부가 알람이 되지만, 사건화를 거치면 확인 대상 알람이 37개(양성 29, 정상 8)로 줄고, 그중 지금 바로 볼 상위 목록은 19

개다. 걸러진 영상은 지워지는 것이 아니라 하위 후보로 남겨나 정상으로 처리된다. 상위 목록 19개의 정확도는 1.000이었고, 정상 영상이 상위 목록에 오른 경우는 하나도 없었다(0.000). BL0과 전주면 즉시 확인할 알람이 69개에서 19개로 72.5% 줄었다(BL3는 사건 종류를 구분하지 못해 상위 목록 자체를 만들 수 없으므로, 비교 기준은 정리 전 상태인 BL0으로 둔다). 표본이 작으므로 값 하나만 보지 말고 신뢰구간을 함께 보아야 하지만, 정상 활동이 "가장 먼저 불 알람"으로 잘못 오르지 않았다는 점은 운영에서 중요한 안전 신호다.

그림 4는 양성 영상과 정상 영상이 각각 어느 등급에 놓였는지 누적 막대로 보여 준다. 왼쪽의 양성 영상 45개는 상위 19개(진한 회색), 중위 10개(엷은 회색), 하위 16개(빛금)로 나뉘어, 어느 목록에서도 완전히 사라진 경우가 없었다. 오른쪽의 정상 영상 24개는 중위 8개, 하위 7개, 제외 9개(점 무늬)로 나뉘었고, 막대 어디에도 상위 조각이 없다. 그림의 화살표 주석 "High = 0"이 이 지점을 가리킨다. 표 7은 이 안전성을 신뢰구간과 함께 정리한 것이다.

이 안전성은 우연이 아니라 규칙 선택의 결과다. 상위에는 월담 침입 알람만 오르므로, 정상 작업과 헛갈리기 쉬운 훼손 의심이 상위를 오염시키지 못한다. 대신 중위에는 정상 영상 8개가 남았는데, 정상 점검 작업이 훼손 의심 행동과 화면상 비슷해 보이기 때문이다(표 9). 또 목록에서 제외된 정상 영상 9개를 모두 하나씩 확인한 결과, 전부 허용·무시 구역 규칙에 따라 정상 활동으로 처리된 경우였다. 즉 제외는 위험을 놓친 것이 아니라 규칙이 정상을 정상으로 처리한 결과다. 다만 하위 목록은 즉시 대응용이 아니라 나중에 몰아서 확인하는 후보 목록이므로, "모든 사건을 잡았다"로 읽어서는 안 된다.

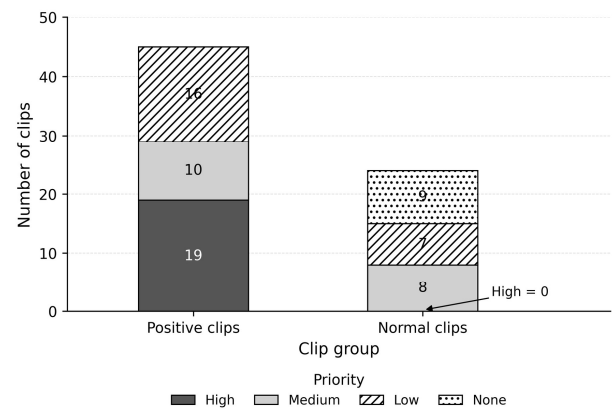


그림 4. 양성·정상 영상의 확인 순위 분포: 정상 영상은 상위 목록에 오르지 않는다

표 7. 상위 목록 안전성과 주요 비율의 Wilson 95% 신뢰 구간(A-Test) (재현율 = 실제 그 사건 중 목록에 제대로 오른 비율)

지표	값	표본 수	95% 신뢰구간
상위 목록 정확도	1.000	19	[0.832, 1.000]
정상 영상 상위 목록 오경보율	0.000	24	[0.000, 0.138]
양성 영상 순위 포함률	1.000	45	[0.921, 1.000]
월담 침입 상위 목록 재현율	0.818	22	[0.615, 0.927]
훼손 의심 중위 이상 재현율	0.435	23	[0.257, 0.632]

4. 규칙 제거 실험 결과

전체에서 규칙을 하나씩 빼 보는 제거 실험은, 공간 규칙이 오경보를 줄이는 데 특히 크게 기여함을 보여 준다. 표 8은 검증 데이터에서 전체 설정(BL4)을 기준으로 규칙을 하나씩 빼 결과를 보여 준다. 공간 규칙을 빼면 확인할 알람이 45개에서 130개로 늘고 정상 오경보율이 1.000으로 되돌아간다. 지나다녀도 되는 구역과 경계선 정보가 사라지자 정상 활동이 대거 알람으로 올라온 것이다. 시간 규칙을 빼면 알람이 106개로 늘고(오경보율 0.870), 추적 안정성 규칙을 빼면 57개로 늘어(오경보율 0.739) 반짝 오검출과 짧은 통과가 다시 새어 들어온다. 중복 합치기·역제 규칙을 빼면 오경보율은 그대로지만 같은 사건이 쪼개져 확인할 알람이 53개로 늘고 F1도 떨어진다. 이 결과는 표 4의 단계별 실험과 방향이 일치한다. 즉 각 규칙은 서로 다른 종류의 오경보를 맡아 걸러 내며, 그중 공간 규칙의 몫이 가장 크다.

표 8. 규칙 제거 실험 결과(검증 데이터 A-Val, BL4 기준)

설정	F1	정상 보율	오경 수	확인 알람 수	전체 대비 알람 증가
BL4 전체	0.791	0.391	45	-	-
공간 규칙 제거	0.549	1.000	130	+85	
시간 규칙 제거	0.647	0.870	106	+61	
추적 안정성 제거	0.757	0.739	57	+12	
중복 합치기·역제 제거	0.727	0.391	53	+8	

5. 오류 사례 분석과 한계

전체 성능이 좋아졌다고 주장하지 않는다. 표 9는 잘 풀리지 않은 경우 44건(검증 19건 + 시험 25건)을 원인별로 정리한 것이다. 가장 많은 두 원인은 정상 작업을 훼손 의심으로 혼동한 경우(17건)와, 후보까지는 잡았지만 확인 대상 알람으로 올리지 못한 경우(19건)다. 후자에는 몸이 가려지거나 화면에서 너무 작게 보여 머무름·추적 조건을 채우지 못한 경우가 들어 있다. 그 밖에 경계선 통과가 애매했던 6건은 상위 대신 중위로 나눠 담았고, 훼손 의심을 침입으로 본 1건과 원인을 특정하지 못한 1건은 기록과 함께 남겼다. 특히 울타리 훼손 의심을 중위 이상으로 잡아낸 비율은 0.435로 낮다. 정상 점검 작업과 훼손 의심 행동이 카메라 한 대 화면에서는 서로 비슷하게 보이기 때문이다. 본 연구는 이를 숨기지 않고, 애매한 경우를 자동으로 확정하지 않는 대신 중·하위 등급으로 남겨 두거나 왜 걸리겠는지 이유를 기록한다. 또 BL3와 BL4의 정상 오경보 차이에 대한 McNemar 검정은 $p = 0.077$ 로, 보통 우연이 아니라고 인정하는 기준(0.05)에 못 미친다. 즉 통계적으로 확실한 결론이 아니라 "좋아지는 경향"을 보여 주는 정도다. 이 모든 수치는 작은 표본에서 얻은 예비 결과다.

표 9. 잘 풀리지 않은 경우의 원인별 건수와 처리(검증·시험 합산 44건)

원인	건수	왜 어려운가	본 방법의 처리
정상 작업을 훼손 의심으로 혼동	17	점검·통화·도구 작업이 훼손 행동과 시각적으로 겹침	자동 확정하지 않고 중·하위로 보존
후보를 알람으로 올리지 못함	19	가림, 작은 크기, 체류·추적 조건 미달	하위 후보로 남기고 사유 기록(후속 과제)
경계선 통과 애매	6	지나가는 사람인지 침입인지 불분명	상위 대신 중위로 분리
사건 종류 혼동	1	화면에 투영된 2차원 경계선만으로는 훼손 행동과 월담을 가르기 어려움	한계로 명시(\$V.2)
원인 미확정	1	기록만으로 원인 특정 어려움	원자료 보존

VI. 논의

F1이 낮은데도 의미가 있는 까닭은 건주는 기준이 다르기 때문이다. BL3는 더 많은 양성 영상을 알람으로 올려 F1이 높지만, 침입과 훼손 의심을 구분하지 못해(표 5) 안전한 상·중위 목록을 만들지 못한다. 본 연구가 건주는 기준은 "얼마나 많이 맞히느냐"가 아니라 "사람이 확인하기 좋은 알람으로 얼마나 잘 정리하느냐"다. 오경보와 확인 부담이 비싼 관제 현장에서는 F1을 조금 내주더라도 BL4가 알맞고(부록 C), 농침 비용이 압도적이면 BL3가 낫다. 즉 본 방법은 모든 현장에 우월한 검출기가 아니라, 확인 부담이 비싼 현장을 위한 정리 단계다.

기존 연구와의 차이는 검출한 다음 단계에 있다. 국내외 CCTV 침입·이상 감지 연구가 주로 얼마나 정확히 찾는지를 목표로 삼는 것과 달리 [1], [15]~[18], 본 연구는 검출 결과를 사건 단위 알람과 확인 순위로 정리하는 데 집중한다. 상용 제품도 장면 규칙으로 오경보를 줄이지만 [2], [3], 본 연구는 그 규칙 하나하나가 오경보율과 확인 부담에 얼마나 기여하는지를 실험으로 보이고, 무엇보다 "먼저 볼 순서"와 "침입 확정"을 나눈다는 점이 다르다. 이 방식이 널리 쓰일 수 있는 이유는 특정 숫자 기준이 아니라, 현장 규칙을 넣을 수 있는 정리 단계 자체에 있다.

한계는 분명하며, 고칠 방향도 함께 밝힌다. 첫째, 수치 평가가 작은 사례 데이터에 머문다. 더 많은 현장과 더 다양한 사건 종류로 넓혀 확인해

야 한다. 둘째, 장면 규칙을 사람이 손으로 정하기 때문에 만들고 유지하는 품이 든다. 앞으로는 인공지능이 초안을 제안하고 사람이 검토하는 반자동 방식을 고려할 수 있다[24], [27]. 셋째, 웨슨 의심을 잘 못 잡는 문제는 카메라 한 대만으로는 근본적으로 어렵다. 여러 대의 카메라, 열화상, 출입 통제나 작업 허가 정보 같은 보조 단서를 함께 쓰면 나아질 여지가 있다. 넷째, 본 연구는 사건이 실제 일어난 시간과 얼마나 잘 맞는지, 또 첫 알람까지 얼마나 걸리는지는 평가하지 않았다. 이는 다음 과제로 남긴다.

이 단계는 자동 판정을 대신하지 않고, 사람의 확인을 돕는다. 관제 현장 연구는 시스템이 완결 판정을 내리기보다 후보와 근거를 제시하고 사람이 최종 판단할 때 관제자의 인지 부담이 줄어든다고 보고한다[20]. 실제 CCTV 시스템도 오탐을 줄이는 필터와 사용자 참여를 함께 두는 방향으로 설계된다[17]. 사람이 침입을 확인한 다음에는 보고서 초안을 자동으로 만들어 주는 기능으로 이어 갈 수 있으나, 그 품질 검증은 본 논문의 범위를 넘는다. 본 연구가 다루는 것은 검출 결과를 사람이 확인하기 좋은 알람과 순위로 정리하는 단계다.

VII. 결론

본 연구는 산업 현장 CCTV 침입 감지에서, 이미 학습된 검출기의 결과를 곧바로 경보로 쓰지 않고 사건화와 확인 순위 배정을 거쳐 사람이 확인하기 좋은 알람으로 정리하는 방법을 제안했다. 규칙을 하나씩 더해 가는 단계별 실험과 하나씩 빼 보는 제거 실험으로 각 규칙의 몫을 확인했고, 작은 표본에 맞춰 신뢰구간과 유의성 검정을 함께 제시했다. 조율에 쓰지 않은 시험 데이터에서 전체 설정은 F1 점수가 기준보다 낮았지만, 정상 영상 오경보율과 확인 부담을 줄이고, 사건 종류를 구분했으며, 가장 높은 등급 목록을 오경보 없이 만들었다. 요약하면, 사건화와 우선순위 분류로 검출기 출력을 정리하면, F1

점수는 낮아져도 오경보와 확인 부담이 줄어든다. 이는 탐지 점수를 겨루는 것이 아니라, 실제 관제 현장의 알람의 질을 다루는, 사람이 끝까지 확인하는 방식으로 의미가 있다. 다만 작은 사례 데이터로 얻은 예비 결과이므로, 더 넓은 현장 확인과 반자동 규칙 작성, 여러 단서 결합이 다음 과제로 남는다.

REFERENCES

- [1] D. Lohani, C. Crispim-Junior, Q. Barthélemy, S. Bertrand, L. Robinault, and L. Tougne Rodet, "Perimeter Intrusion Detection by Video Surveillance: A Survey," *Sensors*, vol. 22, no. 9, art. 3601, May 2022.
- [2] AXIS Communications, *AXIS Object Analytics – User Manual*, accessed Jul. 2026.
- [3] Dahua Technology, *IVS Technology White Paper*, R1.0, 2020.
- [4] PAS, *Understanding ANSI/ISA-18.2: Alarm Management*, White Paper, accessed Jul. 2026.
- [5] Y. Zhang et al., "ByteTrack: Multi-Object Tracking by Associating Every Detection Box," in *Proc. ECCV*, pp. 1 - 21, 2022.
- [6] NIST, "Activities in Extended Video (ActEV)," accessed Jun. 2026, <https://actev.nist.gov/>
- [7] NIST, "TRECVID Event Detection," 2009, accessed Jun. 2026, <https://www.nist.gov/>
- [8] 김재준, 김도연, "감시영역 설정을 위한 영상 기반 가상펜스 구현," *한국정보통신학회논문지*, 제19권, 제9호, 2145-2152쪽, 2015년 9월
- [9] 박준태, 한규필, 박양우, "인간 행동 분석을 이용한 위험 상황 인식 시스템 구현," *한국멀티미디어 학회논문지*, 제24권, 제3호, 345-354쪽, 2021년 3월
- [10] 김태우, 김도영, 김형현, 김평강, "생성점 및 소멸점 특성을 이용하여 오경보율을 감소시키는 지능형 CCTV 영상 분석 시스템 설계," *한국정보과학회 학술발표논문집*, 2015년
- [11] 박장식, "안전지도와 연계한 지능형 영상보안 시스템 구현," *한국전자통신학회논문지*, 제13권, 제1호, 169-174쪽, 2018년
- [12] 전소연, 박종화, 윤상병, 김영수, 이용성, 전지혜, "딥러닝 기반 영상 분석 알고리즘을 이용한 실시간 작업자 안전관리 시스템 개발," *스마트미디어저널*, 제9권, 제3호, 25-30쪽, 2020년
- [13] 이태준, 김윤정, 정희경, "제조업 근로자 안전관리를 위한 데이터셋 구축과 모델 학습," *한국정보통신학회논문지*, 제25권, 제7호, 890-895쪽, 2021년 7월
- [14] 신영진, 유영환, "인공지능 객체 탐지를 활용한

스마트 공장 안전 시스템," *정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지*, 제28권, 제10호, pp. 493-504, 2022년 10월

- [15] S. Sun and X. Gong, "Event-driven weakly supervised video anomaly detection," *Image and Vision Computing*, vol. 149, art. 105169, 2024.
- [16] K. Doshi and Y. Yilmaz, "Online anomaly detection in surveillance videos with asymptotic bound on false alarm rate," *Pattern Recognition*, vol. 114, art. 107865, 2021.
- [17] H. Jeon, H. Kim, D. Kim, and J. Kim, "PASS-CCTV: Proactive anomaly surveillance system for CCTV footage analysis in adverse environmental conditions," *Expert Systems with Applications*, vol. 254, art. 124391, 2024.
- [18] D. Kim, H. Kim, Y. Mok, and J. Paik, "Real-time surveillance system for analyzing abnormal behavior of pedestrians," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 13, art. 6153, 2021.
- [19] A. Hussain, K. Muhammad, H. Ullah, A. Ullah, A. S. Imran, M. Y. Lee, S. Rho, and M. Sajjad, "Anomaly based camera prioritization in large scale surveillance networks," *Computers, Materials & Continua*, vol. 70, no. 2, pp. 2171 - 2190, 2022.
- [20] J. De Bruyne, J. Joundi, J. Morton, A. Zheleva, N. Van Kets, G. Van Wallendael, D. Talsma, J. Saldien, L. De Marez, W. Durnez, and K. Bombeke, "I spy with my AI: The effects of AI-based visual cueing on human operators' performance and cognitive load in CCTV control rooms," *International Journal of Industrial Ergonomics*, vol. 95, art. 103444, 2023.
- [21] C. Gu et al., "AVA: A Video Dataset of Spatio-Temporally Localized Atomic Visual Actions," in *Proc. CVPR*, pp. 6047 - 6056, 2018.
- [22] J. Rajasegaran et al., "On the Benefits of 3D Pose and Tracking for Human Action Recognition," in *Proc. CVPR*, pp. 640 - 649, 2023.
- [23] B. Cormier et al., "Where Are We With Human Pose Estimation in Real-World Surveillance?," in *Proc. WACV Workshops*, pp. 591 - 601, 2022.
- [24] T. Yuan et al., "Towards Surveillance Video-and-Language Understanding," in *Proc. CVPR*, pp. 22052 - 22061, 2024.
- [25] AI-Hub, "스마트 제조 시설 안전 감시 데이터," accessed Jun. 2026, <https://aihub.or.kr/>
- [26] T. Saito and M. Rehmsmeier, "The

Precision-Recall Plot Is More Informative than the ROC Plot When Evaluating Binary Classifiers on Imbalanced Datasets," *PLOS ONE*, vol. 10, no. 3, e0118432, 2015.

- [27] T. Ren et al., "Grounded SAM: Assembling Open-World Models for Diverse Visual Tasks," arXiv:2401.14159, 2024.

부록

부록 A. 단계별 기준선의 자세한 개수

표 A1은 표 4의 비율에 대응하는 실제 건수로, 검증 데이터에서 각 설정이 맞게 잡은 것(TP), 잘못 알람으로 올린 것(오탐, FP), 놓친 것(미탐, FN), 정상이라 알람을 만들지 않은 것(TN)과 그로부터 나온 정밀도(맞다고 한 것 중 실제로 맞은 비율)·재현율·F1을 담았다. 검증 데이터는 양성 46개·정상 23개로, 시험 데이터(양성 45·정상 24)와 구성이 조금 다르다(표 2).

표 A1. 단계별 기준선의 개수와 지표(검증 데이터 A-Val)

설정	TP	FP	FN	TN	정밀도	재현율	F1
BL0	46	23	0	0	0.667	1.000	0.800
BL1	45	23	1	0	0.662	0.978	0.789
BL2	42	23	4	0	0.646	0.913	0.757
BL3	42	20	4	3	0.677	0.913	0.778
BL4	36	9	10	14	0.800	0.783	0.791

규칙이 더해질수록 오탐(FP)이 23 → 9로 줄고 정상 제외(TN)가 0 → 14로 는다. 대신 미탐(FN)이 조금 늘어, 앞서 본 F1과 운영 지표의 맞바꿈이 개수로도 확인된다.

부록 B. 사건 종류별 우선순위 결과

표 B1은 시험 데이터에서 사건 종류별로 상·중위 목록에 오른 비율과 사람이 확인해야 할 건수를 정리한 것이다.

표 B1. 사건 종류별 우선순위 보조 지표(A-Test)

지표	값
월담 침입이 상위 목록에 오른 비율	0.818
훼손 의심이 중위 이상에 오른 비율	0.435
양성 영상이 상·중위에 오른 비율	0.644
정상 영상이 상·중위에 잘못 오른 비율	0.333
상위 목록에서 확인할 건수	19
상·중위 목록에서 확인할 건수	37

담을 넘는 뚜렷한 월담 침입은 대부분 상위 목록에 오르는 반면(0.818), 시각적으로 애매한 훼손 의심은 중위 이상에 오르는 비율이 낮다(0.435). 참고로 상위 목록 19건의 정답 구성은 월담 침입 18건과 훼손 의심 1건이며, 이 1건이 본문 V.2에서 언급한 사건 종류 혼동 사례다. 이는 본문 표 9의 한계와 이어진다.

부록 C. 비용을 다르게 두면 언제 이득인가
F1을 내주는 것이 언제 이득이 되는지를 비용 관점에서 살펴본다. 미탐(농침)·오탐·사람 확인에 드는 비용을 각각 다르게 두고, 시험 데이터에서 BL3와 BL4의 총비용을 견주었다(낮을수록 좋음). 표 C1에서 보듯, 오탐과 확인의 비용이 클수록(즉 관제 요원의 확인 부담이 비쌀수록) BL4가 유리해진다. 반대로 미탐의 비용만 압도적으로 크면 더 많이 올리는 BL3가 낫다. 즉 BL4의 이득은 "확인 부담이 비싼 현장"이라는 조건과 맞물린다.

표 C1. 비용 시나리오별 BL3·BL4 총비용 비교

시나리오 (미탐 : 오탐 : 확인 비용)	BL3 총비용	BL4 총비용	BL4가 유리한가
100 : 10 : 1	606	1817	아니오
50 : 10 : 2	462	1004	아니오
20 : 10 : 5	510	605	아니오
10 : 10 : 10	750	620	예
10 : 50 : 5	1070	755	예

부록 D. 근거 점수는 무엇이고, 왜 순위에 쓰지 않았나

독자는 표 6의 후보 ③에 나오는 "근거 점수"가 무엇인지 궁금할 수 있다. 근거 점수는 학습된 확률이 아니라, 사건화 단계가 남긴 규칙 신호(위험 구역 체류 시간, 자세 단서, 울타리 근접 등)를 신호별로 확인해 만족한 신호가 많을수록 올라가는 단순 합산 값이다. 이 점수는 알람에 근거 기록으로만 붙어, 관제자가 "왜 이 알람이 만들어졌는지"를 확인할 때 참고할 뿐 순위를 바꾸는 데는 쓰지 않는다(자세 단서를 판정 조건으로 쓰지 않는 것과 같은 이유, III.2).

후보 ③은 이 점수를 순위에 써 본 실험이다. 훼손 의심 알람 중 근거 점수가 4 이상인 것을 월담 침입과 같은 상위로 올렸으나, 표 6처럼 검증 데이터에서 정상 영상 4개(0.174)가 상위로 새어 들고 상위 정확도도 0.897로 후보 ②·④(1.000)보다 낮았다. 울타리를 점검하는 정상 작업도 위험 구역에 오래 머물고 울타리에 바짝 붙어, 신호 합산 점수만으로는 훼손 의심과 구분되지 않기 때문이다. 즉 점수가 높다고 실제로 위험한 것은 아니었다.

이 결과가 본문 III.3의 규칙, 곧 근거 점수가 높은 훼손 의심이라도 상위로 올리지 않고 중위에 남긴다는 결정의 실험 근거다. 최종 규칙(후보 ②)에서도 근거 점수는 계속 계산되지만, 어디까지나 사람이 확인할 때 참고하는 기록으로만 쓰인다.

부록 E. 훼손 의심 판정의 자세한 흐름

본문 III.2의 훼손 의심 규칙이 실제로 어떤 순서로 적용되는지를 그림 E1에 정리했다. 흐름은 사람이 검출·추적된 시점에서 시작한다. 먼저 사람 상자의 바닥 가운데 점으로 그 사람이 어느 구역에 있는지 정한다. 무시·허용 구역이면 훼손 의심 검사를 하지 않고 정상으로 처리되어, 그림의 점선을 따라 곧바로 제외로 이어진다. 위험 구역 밖이면 훼손 후보로 만들지 않고, 마지막의 영상 단위 물음(같은 영상에 월담 침입 알람이 있는가)으로 바로 넘어간다. 위험 구역 안이라면 승격 조건을 검사한다. 조건은 다섯 가지로, 자세 확인 중이거나 훼손 후보 상태일 것, 위험 구역에 3.0초 이상 머물 것(자세 단서 유무에 따라 2.0~4.0초로 조정, III.2), 천천히 움직일 것(초당 80화소 이하), 화면에 충분히 크게 보일 것(상자 높이 80화소 이상), 2.0초 이상 안정되게 추적될 것이다. 다섯을 모두 만족해야 훼손 의심 알람이 만들어지고, 하나라도 어긋나면 알람은 만들지 않는다.

마지막은 같은 영상 안의 월담 침입 알람과의

관계다. 승격에 성공해 훼손 의심 알람이 만들어진 경우, 같은 영상에 월담 침입 알람이 있으면 중복 합치기 규칙(III.2)에 따라 침입 사건에 합쳐져 상위로 가고, 없으면 중위로 간다. 승격에 실패한 경우와 위험 구역 밖이어서 후보가 되지 않은 경우는 같은 물음으로 모인다. 같은 영상에 월담 침입 알람이 있으면 그 영상은 침입 알람 때문에 상위로 가고, 침입 알람 없이 후보 흔적만 남았으면 하위, 후보조차 없으면 제외가 된다. 즉 이 흐름의 네 가지 끝(상·중·하·제외)은 본문 표 1, 그림 2와 같고, 그림 E1은 그중 훼손 의심 경로의 속을 펼쳐 보인 것이다.

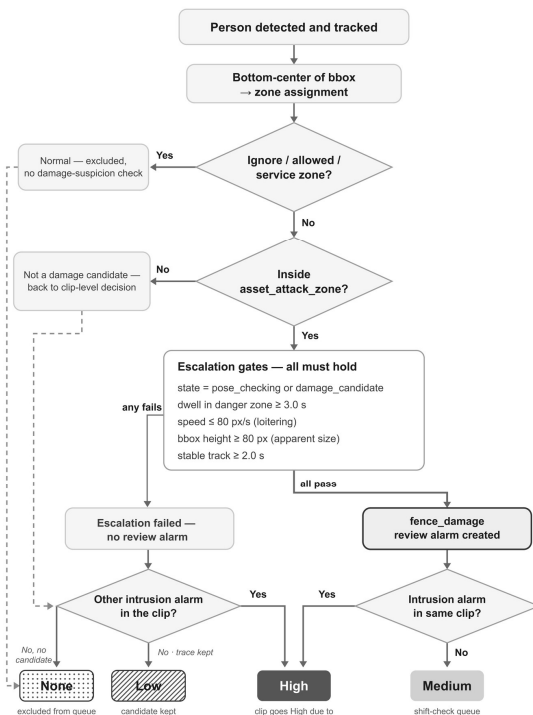


그림 E1. 훼손 의심 판정의 자세한 흐름: 구역 배정 → 위험 구역 확인 → 승격 조건 → 알람 생성과 중복 합치기

저자 소개



김준영(준회원)

현재 전남대학교 물리학과 재학
현재 전남대학교 인공지능학부 소프트웨어전공 복수전공 이수 중

<주관심분야 : 백엔드·플랫폼 엔지니어링, 컴퓨터 비전 응용, 소프트웨어 자동화>



공가광(준회원)

현재 전남대학교 인공지능학부 소프트웨어전공 재학

<주관심분야 : LLM, 클라우드>



김동민(준회원)

2026년 전남대학교 지능실감미디어 융합전공 학사 졸업

<주관심분야 : VR, 게임엔진>



김미수(정회원)

2013년 고려대학교 경영학부 학사 졸업.

2021년 성균관대학교 전자전기컴퓨터 공학과 박사 졸업.

현재 전남대학교 인공지능학부 조교수

<주관심분야 : 소프트웨어 공학, DevOps 자동화, 자연어처리>