



# 비지도 학습 기반 열화상 특징 추출을 이용한 건설 장비의 이상 탐지 연구

김차엽<sup>a</sup>, 권순환<sup>b</sup>, 김한별<sup>c</sup>, 백준호<sup>c</sup>, 김병희<sup>a,b,\*</sup>

## Unsupervised Thermal Feature Extraction for Robust Anomaly Detection in Construction Machinery

Chayeop Kim<sup>a</sup>, Soonhwan Kwon<sup>b</sup>, Hanbyeol Kim<sup>c</sup>, Junho Baek<sup>c</sup>, Byeonghee Kim<sup>a,b,\*</sup><sup>a</sup> Department of Mechanical Convergence Engineering, Kangwon National University<sup>b</sup> Department of Smart Health Science and Technology, Kangwon National University<sup>c</sup> Ustation Inc.

### ARTICLE INFO

#### Article history:

Received	8	January	2026
Revised	20	January	2026
Accepted	21	January	2026

#### Keywords:

Construction equipment

Thermal feature

Anomaly diagnosis

Unsupervised learning

Hydraulic system

### ABSTRACT

Although diagnosing anomalies in construction equipment is essential to ensure operational safety, real working environments impose significant constraints in terms of inspection times, accessibility, and data acquisition. Thus, supervised learning-based diagnostic methods are impractical because collecting sufficient data is difficult owing to operational limitations. To overcome these challenges, we propose a noncontact unsupervised anomaly detection approach that learns the normal operating boundary using only normal data. Thermal data are employed to extract statistical features from automatically defined regions of interest, and a One-Class Support Vector Machine is used to learn the boundary of the normal condition. To evaluate the proposed framework under limited anomaly data conditions, synthetic anomalies are generated and incorporated into the evaluation process. The results demonstrate the feasibility of the proposed approach. Thus, our findings show that thermal statistical features combined with normal boundary learning can be utilized to detect abnormal conditions.

## 1. 서론

건설장비의 결함 감지는 현장 작업자의 안전 확보와 장비 운용 신뢰성 유지를 위해 필수적이다. 그러나 건설 현장은 장비가 작업 공정에 직접 투입되는 환경으로, 점검 시간이 증가할수록 작업 지연과 인력·장비의 비가동 시간이 함께 증가한다. 또한 장비의 대형화, 협소한 작업 공간, 가변적인 현장 환경으로 인해 점검 대상 부위에 대한 접근성이 제한되는 경우가 많다. 이러한 조건에서 기존의 진동 및 음향 기반 진단 방식은 각각 센서 부착이 요구되거나

주변 소음 및 작업 환경 변화에 민감하여, 신속하고 안정적인 현장 적용에 제약이 따른다. 이에 따라 현장 접근성이 우수하고 신속한 점검이 가능한 비접촉 기반 결함 진단 방식이 요구되고 있다<sup>[1-4]</sup>.

이러한 현장 점검의 제약으로 인해 건설장비의 결함 진단은 여전히 숙련 작업자의 외관 점검이나 기능 시험에 의존해 수행되는 경우가 많다. 이 과정에서 결함 판단 기준은 정량적으로 명확히 정의되지 않거나 주관적 경험에 기반하게 되며, 이상 징후가 관찰되더라도 장비가 즉각적으로 작동 불능 상태에 이르지 않으면 정상으로 간주되는 문제가 발생할 수 있다. 이는 잠재적인 결함을

\* Corresponding author. Tel.: +82-33-250-6374

E-mail address: kbh@kangwon.ac.kr (Byeonghee Kim).

조기에 인지하지 못하게 하여 안전 위협으로 이어질 가능성을 내포한다. 따라서 현장 적용이 가능하면서도 결함 여부를 정량적으로 판단할 수 있는 데이터 기반 진단 체계가 필요하다<sup>5, 6</sup>.

데이터 기반 결함 진단에서는 지도학습 기반 분류 기법이 널리 활용되어 왔다. 이러한 방법은 정상 및 이상 상태에 대한 충분한 데이터 확보와 명확한 라벨링을 전제로 한다. 그러나 건설장비의 경우 안전 및 운영상의 제약으로 인해 의도적인 고장 재현이 어렵고, 결함 유형과 진행 단계가 다양하여 이상 데이터를 체계적으로 수집·정의하는 데 한계가 있다. 이로 인해 학습에 필요한 이상 데이터는 충분히 확보되기 어렵고, 이는 지도학습 기반 진단 기법의 적용을 제한하는 주요 요인으로 작용한다<sup>7, 8</sup>.

이에 본 연구에서는 접근성 및 이상 데이터 확보가 제한적인 건설장비 현장 환경을 고려하여, 정상 상태 데이터만을 이용한 비접촉식 결함 진단 방법을 제안한다. 이를 위해 비접촉 방식으로 설비 표면의 상태를 계측할 수 있는 열화상 정보를 활용하며, 정상 상태의 특성을 학습하는 데이터 기반 진단 프레임워크를 구성한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다.

본 논문의 2절에서는 One-class support vector machine (OC-SVM) 기반 이상탐지의 이론적 배경을 설명한다. 3절에서는 데이터 수집 및 전처리, ROI 기반 특징 추출, 합성 이상 데이터 구성, 정상 경계 학습 절차를 기술한다. 4절에서는 합성 이상 데이터 생성 방법, 5절에서는 실험 설정과 파라미터 구성을 제시하고, 성능 평가 결과를 보고한다. 마지막으로 6절에서는 결론과 향후 연구 방향을 제시한다.

## 2. OC-SVM 기반 이상 탐지 기법

건설장비 현장과 같이 이상 데이터 확보가 제한적인 환경에서는 정상 상태 데이터만을 이용하여 정상 영역을 정의하고, 해당 영역에서 이탈한 관측을 이상으로 판정하는 접근이 요구된다. OC-SVM은 이러한 조건을 고려한 대표적인 정상 데이터 기반 이상 탐지 기법으로, 정상 데이터가 형성하는 분포를 특징공간에서 하나의 정상 영역으로 근사한다.

OC-SVM은 학습 과정에서 정상 데이터가 정상 경계 내부에 포함되도록 경계를 추정하며, 일부 데이터의 경계 이탈을 허용함으로써 정상 상태 내부의 변동성과 측정 잡음을 함께 고려한다. 이를 통해 정상 상태의 통계적 변동 범위를 포함하는 정상 경계를 형성하고, 해당 경계를 벗어나는 관측을 이상으로 판정한다. 입력 특징이 선형적으로 분리되지 않는 경우에는 커널 함수를 적용하여 고차원 특징공간에서 비선형 정상 경계를 학습할 수 있다. 학습은 정상 상태에서 추출된 특징만을 이용하여 수행되며, 이후 관측치가 학습된 정상 경계 내부에 위치하는지 여부에 따라 정상과 이상

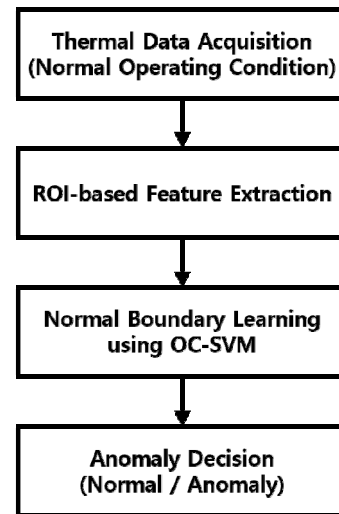


Fig. 1 Overall system architecture of thermal data-based anomaly decision

을 판정한다.

## 3. 열화상 기반 이상 상태 감지 방법

Fig. 1은 본 연구에서 제안하는 열화상 기반 이상 상태 감지 모델의 전체 학습 파이프라인을 나타낸다. 본 연구에서는 건설장비 중 현장 운용 빈도가 높은 굴착기 및 기중기를 상태 진단의 대상으로 선정하였다. 이들 장비의 유압 계통에서 에너지 전달과 제어에 핵심적인 역할을 수행하는 원동기, 유압펌프, 유압밸브, 컨트롤밸브를 주요 분석 대상으로 선정하였다. 해당 구성품은 이상 발생 시 내부 손실 증가, 유량 및 압력 변화 등에 의해 열적 변화가 상대적으로 뚜렷하게 나타나기 때문에, 열화상 기반 상태 진단에 적합한 대상이다<sup>9-11</sup>.

선정된 구성품을 대상으로 정상 운전 조건에서 열화상 데이터를 현장에서 수집하였다. 본 연구에서는 시각적 색상 정보가 아닌, 각 픽셀에 대응하는 온도 값으로 구성된 열화상 온도 맵을 분석 대상으로 사용하였다. 시간적으로 연속된 열화상 온도 맵은 프레임 간 상대적 카메라 이동으로 인해 공간적 불일치를 포함할 수 있으므로, 전처리 과정을 통해 동일 좌표계로 정렬하였다.

정렬된 열화상 온도 맵에서 세 개의 ROI를 선정하였다. 각 ROI의 온도 분포를 통계적으로 요약한 특징을 산출하여 학습 입력 벡터를 구성하며, 정상 상태에서 추출된 특징만을 이용하여 OC-SVM을 통해 정상 경계를 학습한다. 학습된 모델은 입력 특징이 정상 경계 내부에 위치하는지 여부를 기준으로 정상과 이상을 판정한다.

### 3.1 열화상 데이터 수집 및 전처리

열화상 온도 맵은 굴착기 및 기중기의 주요 유압 구성품을 대상

으로 정상 운전 조건에서 현장에서 수집하였다. 촬영 대상이 구조물 내부에 위치하거나 접근 공간이 협소한 경우에는 카메라를 손으로 들고 촬영하였으며, 삼각대 설치가 가능한 환경에서는 카메라를 고정하여 프레임 간 영상 일관성을 확보하였다. 카메라를 손으로 들고 촬영한 데이터에는 프레임 간 미세한 병진 이동 및 회전이 발생할 수 있어 동일 위치의 온도 분포 특성을 시간적으로 비교하기 어려운 문제가 존재한다. 이를 완화하기 위해 기준 프레임을 설정하고, 후속 프레임을 기준 프레임에 정렬함으로써 일관된 좌표계에서 유지되도록 전처리를 수행하였다.

프레임 정렬 과정에서는 영상 외곽에 패딩 영역이 생성될 수 있으며, 해당 영역은 실제 관측값이 아닌 보간 값으로 구성된다. 이러한 영역은 온도 분포 왜곡을 유발할 가능성이 있으므로 유효 영역에서 제외하였으며, 이후 ROI 탐색 및 특징 추출 단계에서도 분석 대상에서 배제하였다.

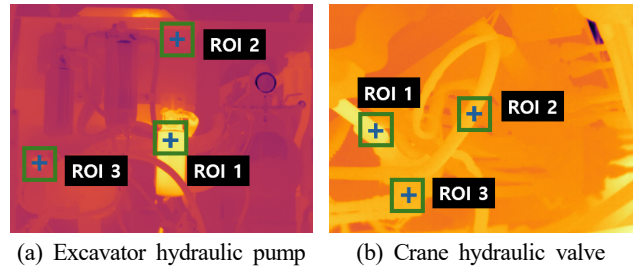
### 3.2 열적 특성 기반 ROI 자동 선정 방법

유압 계통에서 이상이 발생할 경우 내부 누설, 마찰 증가, 캐비테이션 등의 원인으로 국소적인 발열이 발생하거나, 냉각 시스템 이상 및 효율 저하로 인해 구성품 전반의 온도가 상승하는 현상이 발생한다. 이러한 열적 이상 징후는 열화상 계측을 통해 비접촉 방식으로 관측 가능하다<sup>12-14)</sup>. 이에 본 연구에서는 열화상 온도 맵에서 상대적으로 온도가 높은 지점을 중심으로 ROI를 선정하여, 유압 계통 이상에 따른 열적 변화를 효과적으로 포착하고자 하였다.

열화상 온도 맵에서 가장 높은 온도 값을 갖는 픽셀을 첫 번째 ROI 중심으로 선택하였다. 이후 선택된 ROI 중심을 기준으로 설정된 최소 거리 반경 내의 픽셀들을 탐색 후보에서 제외하였다. 제외 영역을 제거한 나머지 영역 중에서 가장 높은 온도 값을 갖는 픽셀을 두 번째 ROI 중심으로 선택하였으며, 동일한 절차를 반복하여 세 번째 ROI 중심을 선정하였다. 이와 같은 순차적 선택과 최소 거리 억제 과정을 통해, 동일 발열원 주변의 중복 선택을 방지하면서 서로 공간적으로 분리된 위치를 대표하는 ROI 중심 세 곳을 확보하였다. 이때, ROI 세 곳을 안정적으로 확보하기 위해 최소 거리 조건을 단계적으로 완화하는 재탐색 절차를 적용하였다. Fig. 2는 ROI 선정 결과의 예시를 나타낸다.

### 3.3 ROI 통계 특징 추출 및 OC-SVM 정상 경계 학습

각 ROI에서 온도 분포를 통계적으로 요약한 특징을 추출하여 학습 입력 벡터를 구성하였다. 사용된 특징은 평균, 최댓값, 최솟값, 왜도, 첨도이다. 평균은 ROI의 전반적인 열 수준을 나타내며, 최댓값은 국소 발열과 같은 극값 변화를 반영한다. 최솟값은 고온 중심 ROI 내부에서의 배경 온도 수준을 나타내어, 국소 발열 대비를 보조적으로 설명한다. 왜도와 첨도는 일부 픽셀의 고온 돌출이



(a) Excavator hydraulic pump (b) Crane hydraulic valve  
Fig. 2 ROI selection from thermal data using local maximum temperature

나 극단값 빈도 증가에 따른 분포 형태 변화를 반영한다.

입력 특징들은 값의 범위와 분산 특성이 상이하므로, 거리 기반 학습에서 특정 특징의 영향이 과도하게 커질 수 있다. 이에 각 특징에 대해 평균 제거 및 표준편차 정규화를 적용하여 학습 입력을 구성하였다.

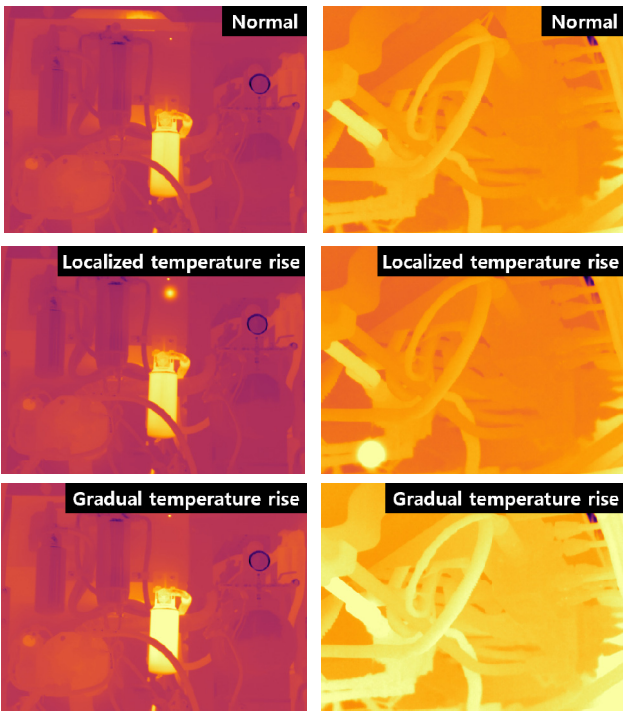
정규화된 특징을 입력으로 하여 OC-SVM을 적용해 정상 경계를 학습하였다. 학습은 정상 상태에서 수집된 데이터로부터 추출한 특징만을 이용하며, 학습된 모델은 각 관측치가 정상 경계 내부에 포함되는지 여부에 따라 정상과 이상을 판정한다.

본 연구에서는 정상 데이터 분포의 비선형성을 고려하여 OC-SVM의 커널로 radial basis function(RBF)을 사용하였다. RBF 커널은 입력 특징 간의 비선형 관계를 반영할 수 있어, 정상 상태에서도 변동성이 존재하는 열화상 통계 특징의 분포를 효과적으로 모델링할 수 있다. RBF 기반 OC-SVM 학습에서는 정상 경계 밖으로 허용되는 샘플 비율을 제어하는  $\nu$ 파라미터와, RBF 커널의 영향 범위를 결정하는  $\gamma$ 파라미터를 설정해야 한다.  $\nu$ 값은 정상 상태 내부 변동성과 이상 판정 민감도 간의 균형을 고려하여 설정하였으며,  $\gamma$ 값은 정상 데이터 분포의 과도한 분할을 방지하면서도 국소적인 분포 특성을 반영할 수 있도록 조정하였다.

## 4. 열적 이상 패턴 기반 합성 이상 데이터 생성

현장 환경에서는 실제 유압 계통 이상 데이터의 확보가 제한적이므로, 정상 데이터만으로 학습된 이상 탐지 모델의 판정 특성을 정량적으로 평가하기 위해 정상 평가 데이터에 열적 이상 패턴을 주입한 합성 이상 데이터를 구성하였다. 합성 이상 데이터는 유압 계통 이상이 국소적인 발열 또는 전반적인 온도 상승의 형태로 나타날 수 있다는 열적 특성을 반영하여 설계하였다.

국소 발열 패턴은 ROI 내부의 임의 위치에서 국소적인 온도 증가가 발생하는 상황을 모사하기 위해 구성하였다. 이를 위해 ROI 중심을 기준으로 가로·세로 101픽셀 크기의 정사각형 영역을 정의하고, 해당 영역 내부에서 임의의 픽셀  $P_1$ 을 발열 중심으로 선택하였다.



(a) Excavator hydraulic pump (b) Crane hydraulic valve  
**Fig. 3 Synthetic anomaly examples for two components**

선정된  $P_1$  픽셀의 원래 온도를 기준으로, 그 값의 30-60%에 해당하는 온도 증가량을 발열 강도로 설정하였다. 이후  $P_1$ 을 중심으로 하는 2차원 가우시안 분포를 생성하고, 가우시안

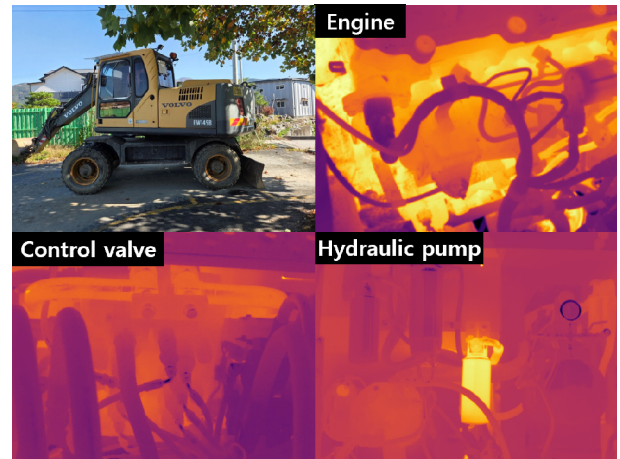
분포의 중심값이 설정된 발열 강도와 일치하도록 정규화하였다. 생성된 가우시안 분포를  $P_1$  주변 픽셀에 더함으로써, 중심에서 최대 온도 증가가 발생하고 거리 증가에 따라 점진적으로 감소하는 국소 발열 영역을 형성하였다.

전체 발열 패턴은 냉각 시스템 이상이나 효율 저하로 인해 구성품 전반의 온도 수준이 상승하는 상황을 모사하기 위해 구성하였다. 이를 위해 열화상 온도 맵 전체 영역에 대해 원본 온도 값 대비 10-30% 범위에서 무작위로 선택된 증가율을 일괄 적용하여, 히트맵 전반의 온도 수준이 균일하게 상승하도록 하였다. Fig. 3는 정상 데이터와 합성 이상 데이터의 열화상 이미지 예시를 나타낸다.

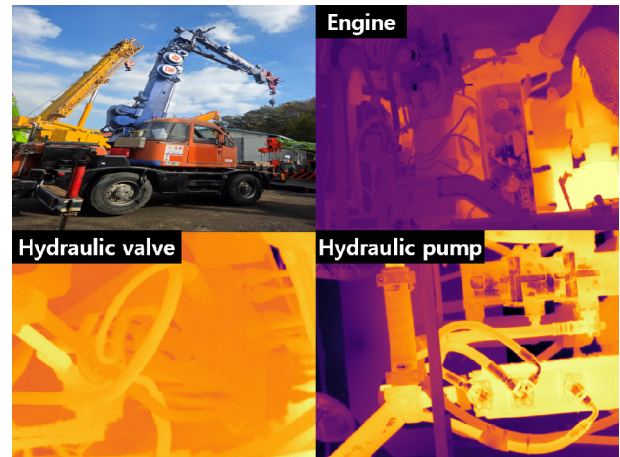
## 5. 실험 구성 및 성능 평가 결과

### 5.1 실험 설정 및 평가 기준

본 절에서는 정상 데이터만으로 학습된 OC-SVM 기반 정상 경계가 정상 상태의 변동성을 충분히 포괄하는지, 그리고 열적 이상 패턴에 대해 정상 경계로부터의 이탈이 유도되는지 정량적으로 평가한다. 이를 위해 정상 데이터는 학습 데이터와 평가 데이터로 9:1 비율로 분할하였으며, 학습과 평가는 3절에서 기술한 전처리,



(a) Excavator



(b) Crane

**Fig. 4 Example thermal images of the target components from the excavator and crane**

ROI 선정, 특징 추출 및 정규화 절차를 적용하였다.

본 연구에서는 굴착기와 기중기를 대상으로 실험을 수행하였으며, 각 장비를 구성하는 주요 유압 구성품을 개별 분석 단위로 설정하였다. 굴착기(Volo EW145B 모델)의 경우 원동기, 유압펌프, 컨트롤밸브를 분석 대상으로 선정하였고, 기중기(LT 300-1 모델)의 경우 원동기, 유압펌프, 유압밸브를 분석 대상으로 선정하였다. 각 구성품에 대해 정상 상태에서 수집된 열화상 데이터를 이용하여 OC-SVM 모델을 개별적으로 학습하였으며, 이후 구성품 단위 이상 판정 결과를 산출하였다. Fig. 4는 실험에 사용된 건설장비와 유압 구성품의 열화상 이미지를 나타낸다.

열화상 데이터는 FLIR E96 카메라를 사용하여 현장에서 취득하였다. 열화상 온도 맵의 해상도는 640×480이며, 영상 획득은 최대 30 Hz 범위에서 수행하였다. 현장 조건에 따라 카메라를 손으로 들고 촬영하는 방식과 삼각대를 이용한 고정 촬영을 병행하였다.

각 ROI는 중심점을 기준으로 가로·세로 65 픽셀 크기의 정사각형 영역으로 정의하였다. 모델 학습 입력은 프레임마다 자동 선정

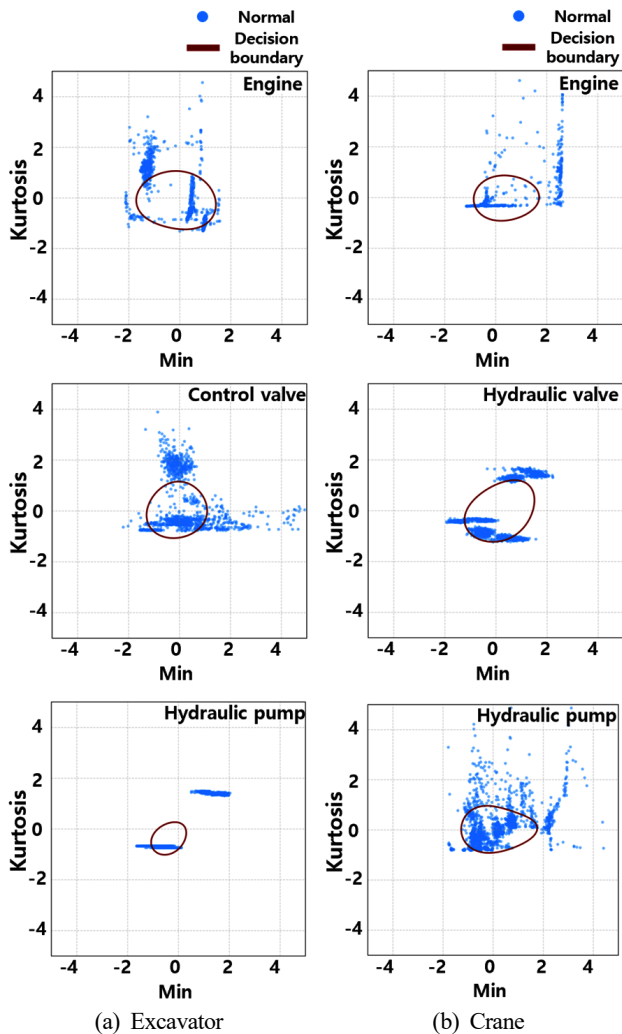


Fig. 5 OC-SVM normal boundary and normal samples in the Min-Kurtosis feature space for each component

된 세 개의 ROI에서 산출한 통계 특징으로 구성하였다. 각 ROI 영역에서 평균, 최댓값, 최솟값, 왜도, 첨도의 다섯 가지 특징을 계산하였으며, ROI별 특징 벡터를 개별 학습 샘플로 사용하여 OC-SVM 정상 경계를 학습하였다. Fig. 5는 OC-SVM이 학습한 정상 경계와 정상 데이터 분포의 관계를 나타내며, 정상 데이터는 정상 경계 내부에 주로 분포하는 것을 보여준다.

평가는 프레임 단위로 수행하였다. 각 프레임에서 세 개의 ROI 중 하나라도 이상으로 판정될 경우 해당 프레임을 이상 상태로 판정하였다. 이후 구성품 단위로 도출된 프레임 판정 결과를 집계하고, 이를 micro average 방식으로 통합하여 장비 단위 성능 지표와 혼동행렬을 산출하였다.

### 5.2 성능 평가 결과

성능 평가는 정상 평가 데이터와 합성 이상 데이터를 대상으로 수행하였으며, 판정 결과를 바탕으로 accuracy, precision, recall,

Table 1 Micro average performance by equipment

Metric	Excavator	crane
Accuracy	0.7992	0.8374
Precision	0.7746	0.8301
Recall	0.9858	0.9507
F1_score	0.8675	0.8863
AUROC	0.7060	0.7808

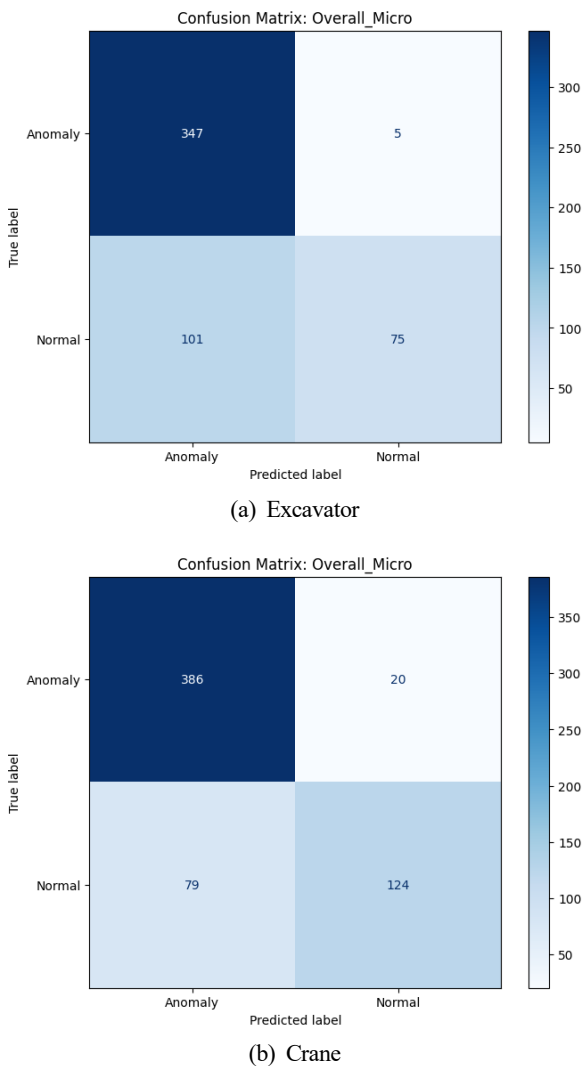
F1 score 및 AUROC를 산출하였다. 구성품 단위로 도출된 판정 결과는 micro average 방식으로 통합하여 장비 단위 성능을 평가하였다. 굴착기 모델의 경우, 정상 상태에서 수집된 1567프레임을 기반으로 구성품별 OC-SVM 모델을 학습하였으며, 정상 176프레임과 이상 352프레임을 대상으로 평가한 결과 정확도 0.79를 보였다. 기중기 모델은 정상 상태에서 수집된 1807프레임을 기반으로 구성품별 학습을 수행하였고, 정상 203프레임과 이상 406프레임을 대상으로 평가한 결과 정확도 0.83을 나타냈다. Table 1은 구성품 단위 성능 지표와 이를 micro average 방식으로 통합한 장비 단위 성능 평가 결과를 보여준다.

Fig. 6은 판정 결과를 혼동행렬(confusion matrix) 형태로 나타낸 것이다. 굴착기의 경우 정상 상태를 정상으로 판정한 프레임은 75개, 정상 상태를 이상으로 판정한 프레임은 101개로 나타났다. 또한 이상 상태를 정상으로 판정한 프레임은 5개, 이상 상태를 이상으로 판정한 프레임은 347개로 확인되었다. 기중기의 경우 정상 상태를 정상으로 판정한 프레임은 124개, 정상 상태를 이상으로 판정한 프레임은 79개였으며, 이상 상태를 정상으로 판정한 프레임은 20개, 이상 상태를 이상으로 판정한 프레임은 386개로 나타났다.

## 6. 결론 및 향후 연구 방향

본 연구에서는 건설장비 유압 구성품을 대상으로 비접촉 열화상 온도 맵을 이용하여, 정상 데이터만으로 정상 경계를 학습하는 OC-SVM 기반 이상탐지 파이프라인을 제안하였다. 제안한 방법은 프레임 정렬을 통한 전처리, 고온 지점 기반 ROI 자동 선정, ROI 통계 특징 추출, 그리고 정상 경계 학습으로 구성되며, 이상 데이터 확보가 제한적인 현장 환경을 고려한 비지도 학습 기반 이상탐지 접근법을 제시한다는 점에서 의의를 갖는다.

성능 평가결과, 합성 이상 데이터를 포함한 실험을 통해 정상 데이터 기반 이상탐지 접근법의 적용 가능성을 탐색적으로 확인할 수 있었으며, 혼동행렬 및 정량적 성능 지표 분석을 통해 정상 상태와 이상 상태가 일정 수준으로 구분되는 경향을 보였다. 이는 열화상 기반 통계 특징과 정상 경계 학습이 이상 상태 감지에 활용될



**Fig. 6 Confusion matrices of frame-level anomaly detection results for the excavator and crane**

수 있음을 시사한다.

다만, 본 연구의 성능 평가는 합성 이상 데이터에 기반하고 있어, 실제 현장 환경에서 발생할 수 있는 다양한 이상 패턴에 대한 일반화 가능성에는 한계가 존재한다.

또한 현재 적용한 고온 지점 기반 ROI 선정 방식과 단순 통계 특징은 계산 효율성과 구현의 용이성 측면에서 장점을 가지나, ROI 위치의 안정성이나 ROI 내부의 공간적 열 분포 특성을 충분히 반영하지 못하는 한계를 갖는다. 이러한 점은 이상 상태 판별 성능을 제약하는 요인으로 작용할 수 있다.

향후 연구에서는 ROI 선정 과정의 안정성을 높이기 위해, 단일 프레임의 고온 지점에 의존하는 방식에서 벗어나 시간 축 정보를 활용한 ROI 추적 기법이나 다중 후보 ROI 기반 선택 전략을 도입할 예정이다. 이를 통해 운전 조건 변화나 순간적인 잡음에 따른 ROI 위치 변동을 완화하고, 동일 구성품에 대한 일관된 관측이

가능하도록 개선하고자 한다. 더 나아가 ROI 생성 과정에 딥러닝 기반 방법을 부분적으로 도입하여, 열화상 패턴의 공간적 특성을 보다 안정적으로 반영할 수 있는 ROI 구성 가능성도 검토할 예정이다.

아울러 실제 장비 운용 과정에서 수집된 이상 사례와 다양한 운전 조건을 포함한 데이터 검증을 통해, 제안 기법의 현장 적용 가능성과 일반화 성능을 단계적으로 평가할 계획이다. 또한 ROI 내부의 공간적·분포적 특성을 보다 효과적으로 반영할 수 있는 특징 설계 전략을 도입함으로써 판별 성능을 개선하고, OC-SVM 학습 과정에서 하이퍼 파라미터 설정에 따른 성능 변동을 완화할 수 있는 학습 전략을 함께 검토하여 모델의 재현성과 신뢰성을 높이고자 한다. 이를 통해 정상 데이터 기반 열화상 이상탐지 프레임워크의 실질적인 현장 적용 가능성을 단계적으로 확장해 나갈 예정이다.

## 후 기

이 논문은 국토교통부/국토교통과학기술진흥원이 시행하는 “고위험 건설기계 안전성 평가 및 관리 기술개발 사업(RS-2023-00 244879)”과 2025년도 정부(산업통상부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2025-02304112, 2025년 산업혁신인재성장지원사업).

## References

- [1] Fan, Q., Fan, H. 2015, Reliability Analysis and Failure Prediction of Construction Equipment with Time Series Models, *J. Adv. Manag. Sci.*, 3:3 203-210, <https://doi.org/10.12720/joams.3.3.203-210>.
- [2] McCann, M., 2006, Heavy Equipment and Truck-Related Deaths on Excavation Work Sites, *J. Saf. Res.*, 37:5 511-517, <https://doi.org/10.1016/j.jsr.2006.08.005>.
- [3] AlShorman, O., Alkhatni, F., Masadeh, M., Irfan, M., Glowacz, A., Althobiani, F., Kozik, J., Glowacz, W., 2021, Sounds and Acoustic Emission-Based Early Fault Diagnosis of Induction Motor: A Review Study, *Adv. Mech. Eng.*, 13:2 1687814021996915, <https://doi.org/10.1177/1687814021996915>.
- [4] Alvarado-Robles, G., Arellano-Espitia, F., Delgado-Prieto, M., Elvira-oritiz, D. A., Saucedo-Dorantes, J. J., 2025, Non-Contact Intelligent Fault Diagnosis Based on Thermography, Unsupervised Feature Modelling and Deep-Feature Learning for

Assessing Faults in Electromechanical Systems, *Infrared Phys. Technol.*, 150 106039, <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2025.106039>.

- [5] Adik, A. K., Wang, W., 2019, An Intelligent System for Real-Time Condition Monitoring of Tower Cranes, *Intell. Control Autom.*, 10:4 155-167, <https://doi.org/10.4236/ica.2019.104011>.
- [6] Chen, H., Li, J. M., Wang, X. B., Yu, L., Q., Yang, Z. X., 2025, Review of Intelligent Fault Diagnosis for Rotating Machinery Under Imperfect Data Conditions, *Expert Syst. Appl.*, 285 127726, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.127726>.
- [7] Ye, L., Ma, X., Wen, C. 2021, Rotating Machinery Fault Diagnosis Method by Combining Time-Frequency Domain Features and CNN Knowledge Transfer, *Sensors*, 21:24 8168, <https://doi.org/10.3390/s21248168>.
- [8] Das, O., Bagci Das, D., Birant, D., 2023, Machine Learning for Fault Analysis in Rotating Machinery: A Comprehensive Review, *Heliyon*, 9:6 e17584, <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17584>.
- [9] Zhou, X., Lei, X., 2021, Fault Diagnosis Method of the Construction Machinery Hydraulic System Based on Artificial Intelligence Dynamic Monitoring, *Mob. Inf. Syst.*, 2021:1 1093960, <https://doi.org/10.1155/2021/1093960>.
- [10] Chen, X., Liu, H., Nikitas, N., 2023, Internal Pump Leakage Detection of the Hydraulic Systems with Highly Incomplete Flow Data, *Adv. Eng. Inform.*, 56 101974, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101974>.
- [11] Goel, A. K., Naikan, V. N. A., 2023, Exploring the Diagnostic Potential of Infrared Thermography for Experimental Assessment of Cavitation and Air Entrainment-induced Faults in Centrifugal Pumps, *J. Appl. Fluid Mech.*, 17:2 352-369, <https://doi.org/10.47176/jafm.17.02.2118>.
- [12] Li, D., Dong, S., Wang, J., Li, Y., 2018, State-of-the-art and Some Considerations on Thermal Load Analysis and Thermal Management for Hydraulic System in MEA, *J. Eng.*, 2018:13 399-405, <https://doi.org/10.1049/joe.2018.0021>.
- [13] Li, S., Yang, P., Zhao, R., Liang, T., Zhou, Z., 2022, Theoretical and Experimental Research on Temperature Rise Mechanism of Oil in the Sealed Cavity of Intra-Vane Type Pump, *Processes*, 10:3 446, <https://doi.org/10.3390/pr10030446>.
- [14] Shi, J., Li, Z., Gao, J., Chen, D., Li, X., Li, Y., Zhang, J., Kong, X., 2023, Thermal-Hydraulic Modeling of Oil-Immersed Motor Pump, *Appl. Sci.*, 13:16 9452, <https://doi.org/10.3390/app>

13169452.

	<p><b>Chayeop Kim</b> M.Sc. candidate in the Department of Mechanical Convergence Engineering, Major in Mechatronics Engineering, Kangwon National University. His research interests include digital twin of machine tool. E-mail: american33@kangwon.ac.kr</p>
	<p><b>Soonhwan Kwon</b> Ph.D. candidate in the Department of Smart Health Science and Technology, Kangwon National University. His research interests include precision control of feed derive system. E-mail: didantm@kangwon.ac.kr</p>
	<p><b>Hanbyeol Kim</b> Senior researcher of Corporate R&amp;D Institute of Ustation Inc. His research interests include thermal imaging-based data analysis for industrial and medical applications. E-mail: hd@yourstn.com</p>
	<p><b>Junho Baek</b> CEO of Ustation Inc. His research interests include technology commercialization. E-mail: 3youth@yourstn.com</p>
	<p><b>Byeonghee Kim</b> Professor in the Department of Smart Health Science and Technology, Kangwon National University. His research interests include micro and nano system design and precision control of machine tools. E-mail: kbh@kangwon.ac.kr</p>