



TANGO 활용 화재 감지 시스템 유지보수 개선 사례

성명 진승완

소속 하늘소프트

2025 제4회
COMMUNITY
CONFERENCE

TANGO

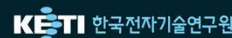
Target Adaptive No-code neural network
Generation and Operation framework

주 관 ETRI (TANGO)

주 최 과학기술정보통신부 IITP 정보통신기획평가원

문의 parkjb@etri.re.kr / 042-860-5565

후 원



content

목 차

1

AI 독립형 산불감시 시스템 소개와 개발 한계점

1. (주)하늘소프트 소개
2. 화재 감시 시스템 'MFire'
3. MFire의 AI 모듈
4. MFire의 AI 유지관리
5. 운영 중 발생하는 병목 현상

2

MLOps 플랫폼 TANGO 도입과 프로세스 혁신

1. MLOps 도입 필요성
2. TANGO 도입
3. 핵심엔진1: AutoNN
4. 핵심 엔진 2: CodeGen
5. 마이그레이션

3

TANGO가 가져온 정량적 개선과 운영 효율화

1. 사례 1: 데이터 증강 및 재학습 자동화
2. 사례 2: 신규 인력의 즉시 투입 및 협업 효율화
3. 시간, 비용, 인력 모든 면에서의 혁신

1. AI 독립형 산불감시 시스템 소개와 개발 한계점

3

해상정보 & 비전 컴퓨팅 R&D전문기업. (주)하늘소프트

해양 ICT에서 AI 영상 분석까지, 독보적인 해상정보 & 비전 AI 기술력의 전문 기업

- 대전광역시 소재
- 14년차
- R&D 전문 기업

핵심 기술 분야

- 해상정보기술: 전자해도 커널, AIS 모니터링 등 자체 개발
- AI 엣지 컴퓨팅: 임베디드 AI 기반 영상 분석 및 독립형 CCTV 시스템 기술
- 비전 컴퓨팅: GPU 처리 특화 이미지/영상 고속 처리 및 이미지 통신



1. AI 독립형 산불감시 시스템 소개와 개발 한계점

4

AI 화재 감시 시스템 'MFire'

사각지대와 설치 제약을 극복한 차세대 산불 감시 솔루션

MFire 개요

- AI 기술을 탑재하여 화염과 연기를 실시간으로 자동 감지하는 종합 관제 시스템
- 산불, 주요 시설 화재 등 재난 상황의 골든타임 확보를 목표로 개발

MFire 특징

- 360도 전방향 감시: 3개의 카메라를 조합하여 감시 사각지대 최소화
- 독립 전원/통신: 태양광과 LTE를 이용해 원격지 설치 가능
- 엣지 컴퓨팅: 컨트롤러 내에서 영상 분석을 직접 수행하여 산불 조기탐지 지원

현황

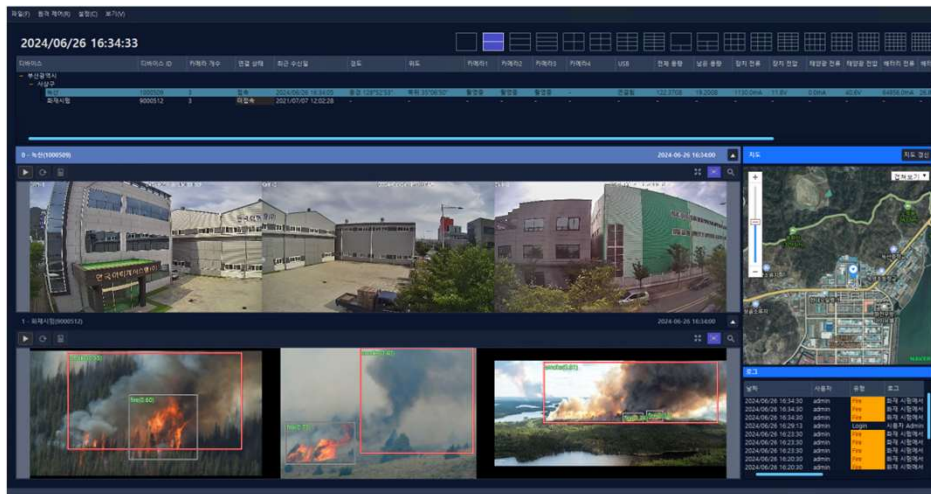
- 대구 및 부산에서 각 1개소 시범 운영 중



1. AI 독립형 산불감시 시스템 소개와 개발 한계점

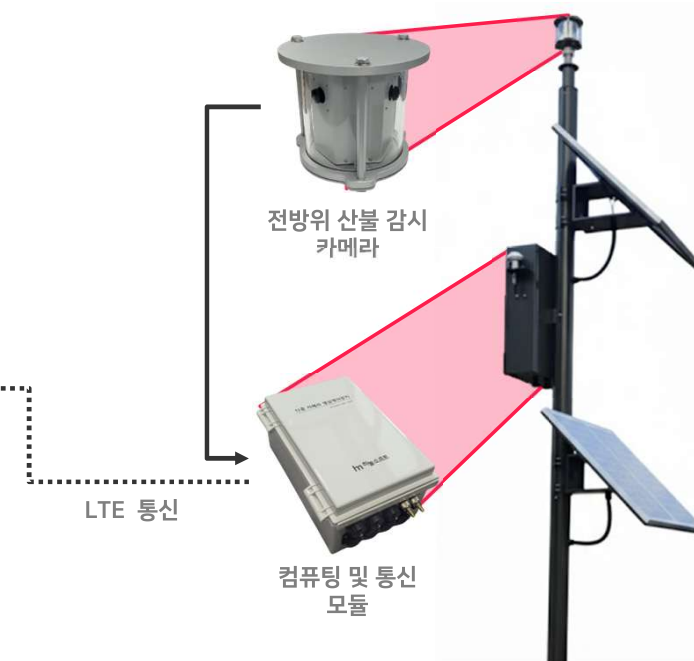
5

MFire의 AI 모듈



에이전트 응용프로그램

- 클라이언트 및 데이터 서버에서 노드가 전송한 이미지를 분석
- Windows 응용프로그램
- ONNX -> TensorRT 객체탐지 모델 1종



엣지 디바이스의 이상탐지 프로세스

- 실시간 카메라 이미지 이상탐지 모델
- Torch -> TensorRT 분류 모델 1종

1. AI 독립형 산불감시 시스템 소개와 개발 한계점

6

MFire의 AI 유지관리

데이터 증강 / AI 알고리즘의 발전 / 환경의 변화에 대응하기 위한 AI 모델의 유지보수

데이터셋의 증강

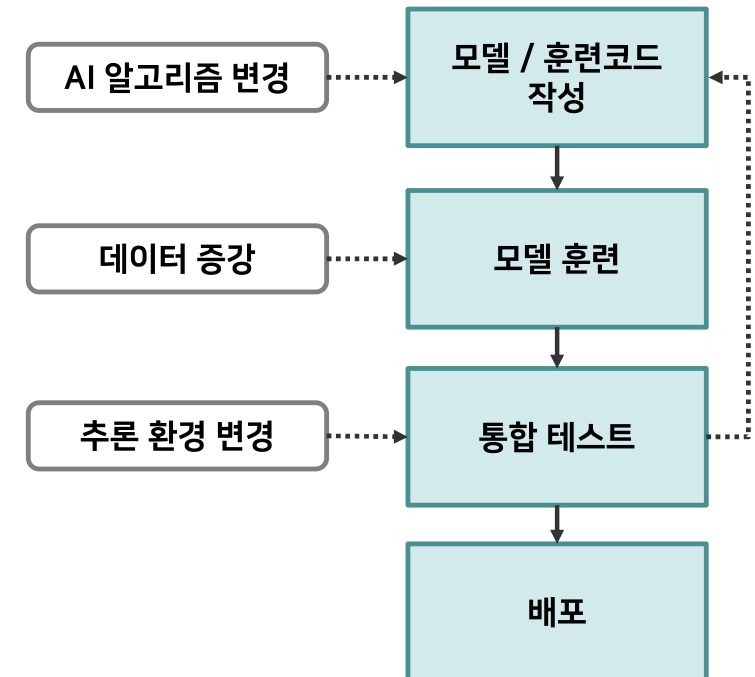
- 시범사업을 통해 얻은 산불 관련 데이터 획득
- 국가 데이터 사업을 통해 업데이트 되는 산불 관련 데이터셋
- 증강 데이터셋으로 재학습 혹은 미세조정 필요

AI 알고리즘의 발전

- 현재 오픈소스로 공개되어 있는 AI 모델을 사용중
- 하늘소프트는 불꽃과 연기에 특화된 모델을 개발 중임
- 추론 가속 기능과 하드웨어의 발전에 대응하여 고성능 모델로 변경 필요

환경의 변화

- AI 추론 가속 하드웨어의 발전에 대응
- OS의 버전 상승에 대응
- 표준 AI 모델 가중치 저장 형식의 버전 상승에 대응



1. AI 독립형 산불감시 시스템 소개와 개발 한계점

7

운영 중 발생하는 병목 현상

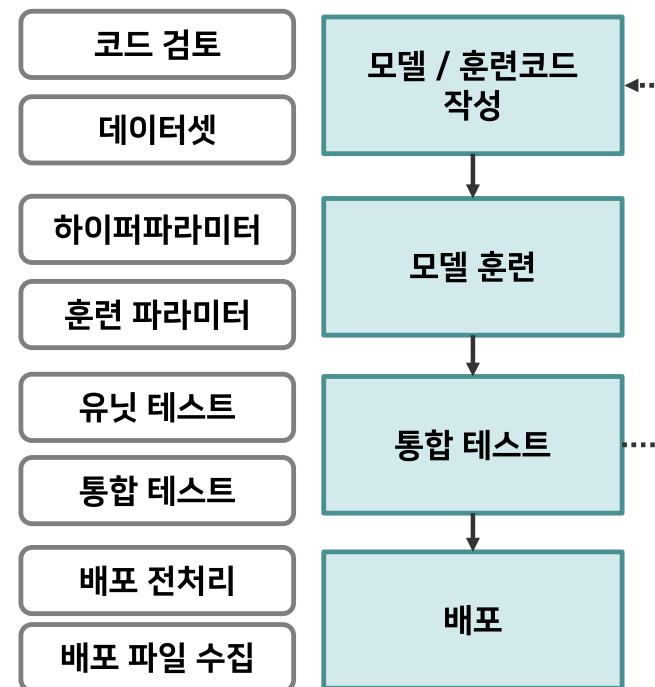
개발능력 병목 발생으로 인한 유지관리 지연

소수정예 운영으로 인한 인력 병목

- AI 전문 인력이 직접 훈련 코드를 만들고 모니터링 해야 함
- AI 관련 R&D 프로젝트는 지속적으로 발생해 스케줄 조정이 어려움
- MFire AI 모델 유지관리는 종종 후순위로 밀려남

훈련용 장비의 병목

- 한정된 고사양 AI 훈련용 PC의 스케줄 관리 필요
- 새 훈련에서 종속성이 바뀌는 경우 셋업 소요 발생
(NVIDIA 드라이버, CUDA Toolkit 버전, Ubuntu 버전 등)
- 장비에서 발생하는 병목은 그대로 AI 개발 담당자의 업무에 가중됨



2. MLOps 플랫폼 TANGO 도입과 프로세스 혁신

8

MLOps 도입 필요성

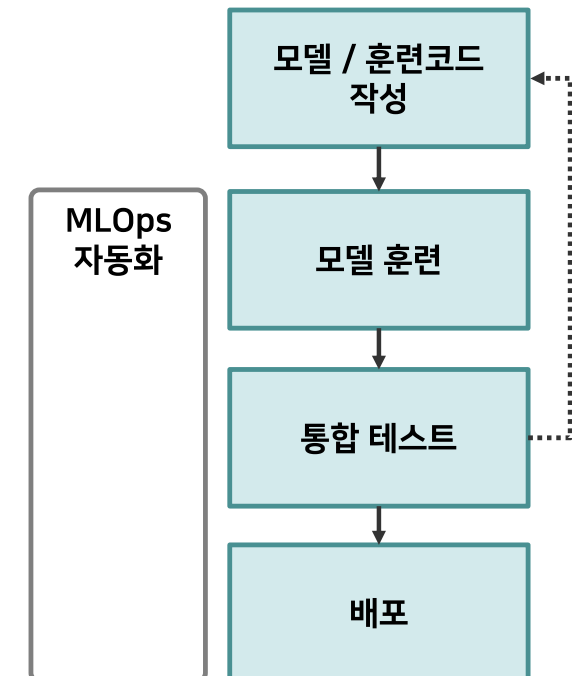
MLOps 도입을 통해 유지관리 프로세스의 **훈련**과 **배포**의 **자동화**

MLOps

- AI 수명주기의 신뢰성과 효율성을 높이기 위한 일련의 자동화된 프로세스 및 문화
- AI 모델의 수명주기: 데이터 준비 → 훈련 → 배포 → 운영
- 수동적이고 반복적인 작업을 자동화하여 AI 개발 및 운영 속도를 획기적으로 개선함

MLOps 도입의 핵심 이점

- AI 신속한 배포: 업그레이드 한 AI모델을 실제 제품에 적용하는 시간 단축
- 안정적 운영: 모델 성능을 지속적으로 모니터링하고 문제를 사전에 방지
- 확장성 확보: 다수의 모델과 장비를 효율적으로 관리



2. MLOps 플랫폼 TANGO 도입과 프로세스 혁신

9

TANGO 도입

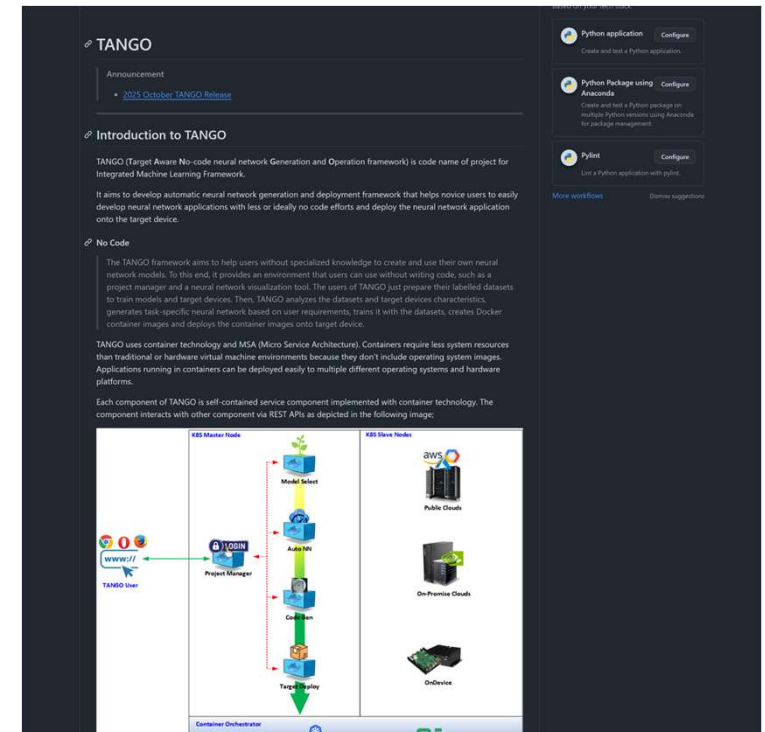
TANGO MLOps 도입을 통해 유지관리 프로세스 혁신

TANGO

- 하늘소프트는 MFire의 유지보수 및 확장성 문제를 해결하기 위해 TANGO 도입 결정
- ETRI와의 협력 프로젝트를 통해 TANGO의 우수성을 접하게 된 것이 도입 계기

TANGO 특징

- 웹 인터페이스: 서버 내부에 직접 접속하지 않아도 상태확인 및 훈련 수행
- 컨테이너 기반: 개발 환경에 구애받지 않고 모든 MFire 장비에 일관된 배포
- 마이크로서비스 아키텍처 (MSA): 각 기능이 독립된 서비스로 작동하여 높은 안정성과 확장성



<https://github.com/ML-TANGO/TANGO>

2. MLOps 플랫폼 TANGO 도입과 프로세스 혁신

10

TANGO의 핵심 엔진 1: AutoNN (모델 자동 생성)

증강 데이터를 스스로 학습하는 자동 모델 생성기

AutoNN (Automatic Neural Network)

- AI 전문가의 개입 없이 최적의 모델을 자동으로 생성하고 훈련하는 엔진
- 프로젝트 단위로 훈련 스케줄을 설정할 수 있음

주요 자동화 기능

- 데이터 자동 분석: 입력한 데이터의 특성을 분석
- 최적 아키텍처 탐색 (NAS): 데이터를 가장 잘 학습할 수 있는 신경망 구조를 자동으로 탐색
- 최적 배치 탐색: 연산장치에 적합한 배치 크기를 자동으로 설정
- 하이퍼파라미터 최적화 (HPO): 가장 효율적인 학습을 위한 조건(학습률 등)을 자동으로 설정.
- 훈련 결과: AI 전문가가 수동으로 며칠씩 걸려 조정하던 훈련 과정을 몇 시간 만에 완료



TANGO의 핵심 엔진 2: CodeGen (배포 자동화)

클릭 한 번으로 준비된 MFire 모델을 배포하는 자동 배포기

CodeGen (Code Generator)

- 훈련된 모델을 MFire 하드웨어에 가장 효율적으로 작동하도록 최적화
- 배포 패키지 자동 생성으로 배포 준비 단계의 병목을 해결

주요 자동화 기능

- 모델 경량화: MFire 컨트롤러의 제한된 성능에 맞춰 모델을 압축하고 최적화 (e.g., 양자화)
- 실행 코드 생성: 최적화된 모델이 MFire 장비에서 즉시 실행될 수 있는 코드를 자동으로 생성
- 원격 동시 배포: 버튼 클릭 한 번으로 지정된 모든 장치에 업데이트된 모델을 원격으로 배포



하늘소프트의 TANGO 마이그레이션

하늘소프트 워크플로우 최적화를 위한 TANGO 변경 수행

사내 GitLab 통합을 위한 모델 저장소 작성

- Gitlab의 저장소에 환경 정의 Docker 및 모델 정의, 데이터셋 정의 작성
- TANGO와 연동할 수 있도록 훈련 코드, AutoNN 호환 API 작성
- 자동 생성 과정에서 ONNX 출력 및 TensorRT 직렬화 테스트 수행 코드 포함

Mfire를 위한 AutoNN 마이그레이션

- AutoNN 초기화시 Git clone을 수행 후 훈련 컨테이너를 생성하여 Tango 프로젝트에 할 수 있도록 하는 기능 추가

Mfire를 위한 CodeGen 마이그레이션

- 배포 패키지 자동 생성 과정에서 ONNX 출력 및 TensorRT 직렬화 테스트 수행 코드 포함

3. TANGO가 가져온 정량적 개선과 운영 효율화

13

개선 사례 1: 데이터 증강 및 재학습 자동화

시범사업 데이터를 활용한 **모델 성능 강화**

구분	TANGO 도입 전	TANGO 도입 후
상황	시범사업 신규 데이터셋을 기존 모델에 추가하여 성능 개선 필요	
프로세스	1. AI 전문가가 데이터 수동 전처리 및 병합 2. 훈련 코드 일부 수정 3. 훈련용 PC 스케줄 대기 후 수동 훈련 및 모니터링	1. 담당자가 웹 UI로 신규 데이터셋 업로드 2. AutoNN으로 재학습 파이프라인 자동 실행 3. AI 전문가는 완료 알림만 확인
결과	수 일 이상 소요 전문가 시간이 데이터 처리 및 대기에 낭비됨	수 시간 내 완료 전문가 개입 없이 모델 성능 자동 강화

3. TANGO가 가져온 정량적 개선과 운영 효율화

14

개선 사례 2: 신규 인력의 즉시 투입 및 협업 효율화

AI 전문가 없이 가능한 모델 **훈련** 인수인계

구분	TANGO 도입 전	TANGO 도입 후
상황	기존 AI 전문가 부재로 신규 인력에게 모델 훈련 업무 인수인계 필요.	
프로세스	1. 신규 인력 PC에 복잡한 훈련 환경 수동 설치 2. 기존 전문가가 구두와 문서로 훈련 방법 설명 3. 인수인계 오류로 잘못된 훈련 진행 리스크 존재	1. TANGO 웹 UI에서 신규 인력에게 프로젝트 권한 부여 2. 신규 인력은 웹 브라우저로 접속. 3. GitLab에 버전 관리된 훈련 설정을 선택 4. '훈련 시작' 클릭. 컨테이너가 환경 자동 처리.
결과	최소 1주일 이상 소요. 비효율적이며 결과의 일관성 보장 어려움	10분 내 인수인계 완료. 동일한 결과가 보장되는 표준화된 프로세스 확립

시간, 비용, 인력 모든 면에서의 혁신

AI 전문가 없이 가능한 모델 **훈련** 인수인계

모델 업데이트 시간 95% 단축

- 과거 평균 3주가 걸리던 모델 업데이트가 24시간 이내로 단축

신규 배포 준비 시간 85% 단축

- AI 전문가가 수 주간 투입되던 신규 사이트 배포 준비가 운영 담당자 주도로 2일 만에 완료

전문 인력의 부가가치 증대

- AI 전문가가 반복적인 유지보수에서 벗어나 플랫폼 고도화 및 핵심 R&D에 집중

품질 표준화 및 신뢰성 향상

- 모든 장비에 검증된 동일 버전의 모델을 일괄 적용

감사합니다.



주 관 ETRI (TANGO)
주 최 과학기술정보통신부 IITP 정보통신기획평가원
문 의 parkjb@etri.re.kr / 042-860-5565

후 원 LGS labup w e o a tesla system (사)한국인공지능협회 SNUH 서울과학기술대 고려대학교 KOREA UNIVERSITY 영인대학교 YOUNG IN UNIVERSITY 중앙대학교 CHUNG ANG UNIVERSITY RTst Reliable & Trustworthy

KEITI 한국전자기술연구원 AIVN 한국인공지능학회 SUREDATA ACRYL h 하일소프트 KTA 한국정보통신기술협회