2025 Al Youth Challenge 참가신청서

기본 정보						
전형 구분 (■ 표시)	■ 일반전형			□ 특별전형		
팀명		떠라.	드론			
아이디어명	잔불 레인저: RL 자율 드	로 기반 잔불	불탐지 및 소	화 캡슐 시스템		
	공모전명	출퓓	등명	출품일		
제안 아이디어						
타 대회 출품 여부						
	팀장	정보				
성명	정찬교	생년·	월일	2007.02.24		
학교	경기북과학고등학교	학	년	고3		
연락처(본인)	01085252705	연락처(.	보호자)	01075492705		
주소	경기도 용인시 처인구 한숲로 124 401동 103호					
이메일	changyomilooz@gmail.com					
	팀원(1) 정보				
성명	박원희	생년 [.]	월일	2007.11.25		
학교	경기북과학고등학교	학	년	고3		
연락처(본인)	01090999822	연락처(.	보호자)	01032119823		
주소	경기도	성남시 위례광정	당로 97 3216동	등 203호		
이메일	1	tottenhamsonn	y7@naver.com	1		
	팀원(2) 정보				
성명		생년 [.]	월일			
학교		학	년			
연락처(본인)		연락처(.	보호자)			
주소						
이메일						
	I Youth Challenge(제6회 전			,		
에 대해 충분히 숙지하고 이해하였으며, 대회 관련 규정에 따라 성실히 임할 것에 동의하므로 첨부와						

함께 참가신청서를 제출합니다.

2025 년 5월 31일

신청인(대표) : 정찬교 (인)

2025 Al Youth Challenge 운영사무국 귀하

1. 마케팅 수집용 설문 1부

첨부서류 2. 아이디어 기획서 1부

3. 개인정보 수집·이용 및 초상권 활용 동의서 1부

마케팅 수집용 설문

▶ 대회 지원경로 (복수 응답 가능) (■ 표시)

〕학교 선생님 소개	□ 학원 선생님 소개	□ 부모님 소개
------------	-------------	----------

- 학교 내 광고 □ 학원 내 광고 □ 언론 기사
- □ 네이버 검색 □ 구글 검색 □ 공모전 사이트
- □ 네이버 블로그 □ 페이스북 □ 인스타그램
- □ 네이버 카페 □ 카카오톡 광고 □ 기타 ()

신청서 작성 가이드

본 신청서는 예선 심사자료 및 향후 IDEA Sharing PT / 본선 멘토링 / 최종 심사 진행 시 참고되는 기초 자료로 활용될 예정이오니 최대한 구체적으로 기술하여 주시기 바랍니다.

- 작성 분량 : 자유 분량 (맑은 고딕 10pt)
- 작품 설명을 위한 사진 및 기타 영상 자료 첨부 가능
- 별도 자료 첨부 시, 압축파일 형태로 단일 파일 제출
- 각 문항의 작성 예시 및 가이드는 삭제 후 작성

유의 사항

- 1. 제출된 서류 및 기타 자료는 반환되지 않으며, 참가신청자의 부주의로 인한 제출 파일의 오류 및 파손 등에 대해서는 책임지지 않습니다.
- 2. 제출한 출품작과 관련하여 허위사설 작성 및 아이디어 표절·도용, 기타 프로그램 제작 과정 등에서 문제가 발생할 경우, 모든 문제의 책임은 참가자 본인에게 귀착됩니다. 입상 이후라도 위와 같은 위반사항이 확인될 경우, 즉시 수상 취소 및 상금을 환수합니다.
- 3. 제출한 출품작의 예선과 본선 내용이 불일치할 경우 심사과정에서 제외될 수 있습니다.
- 4. 본선 진출자는 멘토링, PT심사, 시상식 등 모든 일정에 반드시 참석해야 합니다.
- 5. 대회 수상자 및 수상작은 이후 당사의 마케팅을 위해 사진 또는 영상 자료로 활용될 수 있습니다.
- 6. 대회 진행 상황에 따라 세부 추진내용 및 일정 등은 변동될 수 있으며, 기타 정하지 않은 사항 발생 시 주최 측의 결정에 따라 진행됩니다.

Part 1. 아이디어

1-1. 아이디어명

잔불 레인저: RL 자율 드론 기반 잔불 탐지 및 소화 캡슐 시스템

1-2. 적용산업분야 (■ 표시)

Robot	☐ Agro Al	☐ Mobility	☐ Ad/Media
☐ Education	☐ Finance	☐ Healthcare	☐ Logistics

□ Manufacturing □ Metaverse ■ 기타(재해 산업)

1-3. 아이디어 제안 배경

모든 출처는 [1]과 같은 식으로 표시하여 각 part 최하단에 작성했습니다. 간단한 사진 출처의 경우 사진 제목에 작성되어 있습니다.

기후 변화로 인한 한반도의 이상 고온, 저습, 강풍 현상이 산불 발생 빈도와 화염 세기를 크게 높이고 있다. 실제로 2025년 3월 초, 전국 동시다발 산불은 기온이 작년 대비 10℃ 이상 상승하고 습도가 급격히 하락한 이례적 기상 조건 속에서 발생하였다. 이로 인해 산불 발생 확률은 과거 대비두 배로 늘었고, 화염 강도도 15% 이상 증가한 것으로 분석되었다.

특히 산불 위험지수(Fire Weather Index, FWI)의 차이를 산업화 이전 대기에 대해 비교했을 때, 산불이 위험한 날이 연간 최대 120일 늘어나고 평균 10% 이상 산불 위험지수가 상승했다. IPCC 6차기후변화 보고서에서 이용된 모델 중 기온, 습도, 바람을 중심으로 산출하는 모델로 계산한 결과 아래와 같이 산불 위험 지수가 20 이상인 날이 지속되는 지역을 볼 수 있었다. 특히 올해 산불 시작 지역인 경상지역이 산불에 취약함을 알 수 있었다. [1]

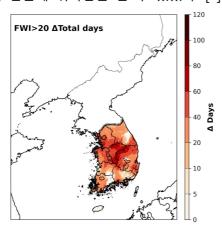


그림 2 FWI(산불 위험 지수)가 20 이상인 지역 (사진 출처 [1])

2025년 3월 21일 경상남도 산청군을 시작으로 영남, 충청, 호남 지역에서 동시다발적으로 발생한 산불은 총 102,528헥타르에 이르는 면적(서울 면적의 1.7배)을 태웠다. 특히 경북 의성군 산불은 불길이 사흘 만에 두 배로 확산되어 주민 38,000여 명이 긴급 대피했고, 고운사 등 문화재까지 위협받았다. 울진, 삼척 일대에서도 대규모 산불이 잇따라 발생하여 수천 헥타르의 산림이 소실되었다. 이처럼 전국 곳곳에서 번진 대형 화재는 진화 작업 인력 9,000여 명과 헬기 120여 대를 투입했음에도 진화율이 미미했다. 결국 정부가 이 지역을 '특별재난지역'으로 선포하는 사태까지 맞게 되었다.

과학기술의 발전으로 재난 대응 산업 또한 무인화와 자동화가 이루어졌을 것으로 생각할 수 있지만, 실제로 대부분의 진화 활동은 헬기 물탱크 방수 및 인력 대면 진압에 의존했다. 험준한 산악지형과 강풍으로 인해 소방차 접근은 불가능했고 헬기 접근도 수시로 중단되기도 하였다. 주불이꺼진 뒤에도 낙엽층이나 바위틈에 남아 있던 잔불은 바람이 불거나 기온이 높아지면 재점화되었다. 대구 함지산 산불 현장에서는 주불 진화 이후 하루에만 78건의 재발화 신고가 접수되었고, 884명의 인력이 투입되어 310헥타르에 달하는 잔불을 제거해야 했다. 이러한 반복적 재발화는 기존 진화방식의 한계를 분명히 보여준다.

지형적 제약이 특히 잔불 진화를 어렵게 한다. 경남 산청, 경북 의성, 울산 울주 등의 산악 지형에서는 소방차와 중장비 진입이 어려워 사람이 직접 점검할 수 있는 범위가 극히 제한된다. 하지만한반도 지형 특성상 산악 지형이 많으며, FWI가 높은 지역 또한 화재 진압이 어려운 산악 지형이대부분이다. 또한 고온의 환경, 연기와 불안정한 지형을 가진 지반에서의 잔불 제거 작업은 인명안전을 심각하게 위협하며, 피로 누적에 따른 사고 위험도 높다.



그림 3 대한민국의 산지 지형도. 저위 산지(26.2%), 중위 산지 (22.1%), 저위 평지(18.5%), 고위 미경사지(10.7%)가 전 지역의 77.5%를 차지한다. (사진 출처 : 대한민국 국가지도집)

또한, 헬기와 드론 등 항공 장비를 투입하더라도 화점(잔불의 위치) 식별과 투하 작업이 어려워 일부 지역은 사각지대로 남게 되었다. 산림 당국은 주불 진화 완료 후에도 진화 선언 시점보다 50헥타르가량 피해가 늘어났다고 발표하기도 했다. [2]

이처럼 이상 기후에 따른 동시다발적 대형 산불, 반복적 잔불 재발화, 지형 및 기상 제약, 인력과 장비 한계가 맞물리며 잔불 관리는 전통적 소방 역량의 한계를 알 수 있었다. 현 대한민국의 산불 대응 체계는 더 이상 효율적이며 안전한 잔불 제거를 보장할 수 없게 되었다. 따라서 잔불 제거 이 후에도 발화 가능 지점을 실시간 감시하고 대응할 수 있는 접근법이 필요하다.

1-4. 아이디어 내용

'잔불 레인저' 시스템은 단순 관측용 드론이나 노동 집약적인 기존의 수동 소화 방식과는 다르다. 잔불 탐지부터 소화제 투하까지의 전 과정을 ai를 이용해 제어할 수 있도록 한다. 기존 드론은 사람이 조종하거나 관제 명령에 따라 촬영만 수행하는 수준에 머무르지만, 본 시스템은 현장 환경에 맞추어 스스로 비행경로를 수정하여 최적의 탐색을 수행하고, 잔불을 확률적으로 탐지하여 캡슐을 투하한다. 이렇게 자율화가 가능할 경우, 하나의 드론뿐 아니라 드론 군집을 이용한 탐색 등을 구현하는 것도 가능해진다. 이 시스템은 매우 인간 친화적인 ai 솔루션인데, 이 솔루션이 도입된다면 인력은 시스템 운영, 유지보수, 데이터 분석 등 기술 중심의 업무에 집중하게 되고, 기존의 안전하지 않은 탐색 잔불 탐색 과정을 수행하지 않을 수 있다. 그럼에도 불구하고 실제 재난 환경에서는 드론과 함께 탐색 헬기나 탐색 전문 인력들도 일정 비율 사용될 것이다. 이때 드론을 이용하여 탐색할 지역(ex. 사람이 진입하기 어려운 지역 등)을 인간이 직접 정해주면, 드론이 자율적으로 해당지역을 탐색하고 잔불에 대응하고, 복귀까지 할 수 있다.

이 시스템에서 단순한 드론 감시 시스템과 다른, 가장 중요한 차이점은 <u>Sim-to-Real 전이 학습</u> 기법을 적용한다는 점이다 [1]. 드론이 시뮬레이션에서 학습한 정책을 실제 산악 지형 변화, 기상 변화에 안정적으로 이식하기 위해 <u>도메인 랜덤화</u>를 활용한다. 시뮬레이션 단계에서는 실제 환경을 모방한 왜곡을 임의로 주어 다양한 환경에 대한 일반화된 비행 전략을 학습하도록 유도할 수 있다. 예컨대 바람, 습도 등의 기상 조건에 따라 드론 이동 시 로터에 같은 토크를 걸더라도 실제 드론 중심 좌표의 이동 속도는 다를 수 있다. 이러한 조건을 고려하여 현실과 유사한 정도의 무작위적인 오차를 가하는 방법을 이용할 수 있다. 최종적으로 <u>사람의 개입 없이도 무작위 기상 조건과 복잡한산악 지형을 자율적으로 극복할 수 있는 성능을 확보할 수 있도록 한다.</u>

자동 소화 캡슐 투하 메커니즘이 자체 설계되어 있다. 캡슐 내부에 AB형 화재에 대한 소화 분말을 충전하고, 온도 반응형 자동 소화약 분사 메커니즘을 탑재한 캡슐이 잔불 위험 지역에서 정확한 순간에 약재를 효과적으로 확산시키도록 한다. 또 드론을 이용하기 때문에 비행 고도가 헬기처럼 높지 않아 기존 헬기 물탱크 방수 방식이 갖는 풍속 편차, 비용 과다, 인명 위험 문제를 모두 해소할 수 있다. 또 큰 불로 번지기 전에, 위험 지역의 <u>잔불을 초기 진화 가능</u>하다는 점이 매우 큰 경제적 이점을 가져올 수 있다.

또 드론 군집 제어 확장성을 염두에 두었다는 점이 큰 차별점이다. 단일 드론의 자율 비행 성능을 기반으로, <u>향후 다수의 드론이 통합 관제 플랫폼에서 협업</u>하며 잔불 탐색을 분담하도록 확장할 수 있다. 이를 통해 대규모 산불 지역에서도 탐색 속도를 선형적으로 향상하며, 인간 개입 없이도 효율적인 재난 대응이 가능하다.

따라서 '잔불 레인저'는 전과정 자율화, Sim-to-Real RL, 온도 반응형 소화 캡슐 투하, 드론 군집 확장성이라는 핵심 요소를 결합함으로써, 기존 산불 대응 체계와 다른 솔루션을 제시한다.

2. 핵심 내용 및 특징

'잔불 레인저'는 복잡한 산악 지형과 예측 불가능한 기상 조건을 스스로 학습하고 대응할 수 있는 자율 드론 시스템이다. 먼저, 강화학습 기반 비행경로 탐색 모듈은 시뮬레이션 환경에 실제 위성 지형 데이터를 이용하여 3차원 산악 지형을 모델링한다. 여기서 드론은 Proximal Policy Optimization(PPO) 알고리즘을 사용해 드론의 움직임을 최적화한다. 보상 함수는 탐색 영역 최대화, 에너지 패널티 등 다양한 요소를 종합적으로 고려하도록 학습한다. 또한 도메인 랜덤화 기법을 적용해 시뮬레이션 단계에서 바람 세기, 습도 등에 의한 환경 변화를 일으키고, Sim-to-Real 갭을 최소화함으로써 현장 적용 시 발생할 수 있는 예외 상황에도 안정적으로 대응할 수 있게 한다.

3. 인공지능 기술이 필요한 이유

산악 지형의 기복과 돌발 기상 변화가 동시에 발생하는 산불 현장에서, 사람이 매 순간 최적의 비행경로를 판단하는 일은 사실상 불가능하다. 강화학습은 반복적인 시뮬레이션을 통해 드론이 스스로 어떤 경로가 가장 효율적이고 안전한지를 경험적으로 학습하도록 설계된다. 특히 도메인 랜덤화기법을 적용하면, 시뮬레이션에서 익힌 정책이 실제 환경에서의 다양한 예외 상황에도 견딜 수 있도록 일반화된다.

특히 학습의 방법으로 강화학습을 선정한 것도 실시간으로 환경에 대응하기 가장 좋은 학습 방법이기 때문이다. 이 드론 시스템은 탐색의 경로를 최적화하는 것이 목적이기에, 예를 들어 최적 경로를 생성하는 생성형 딥러닝 모델을 이용할 수도 있었을 것이다. 그러나 이러한 방법은 현실의 무작위성에 대응 불가능한 방법이다. DeepRL을 이용하여 최적화된 드론 움직임을 결정할 수 있는 policy를 얻어내는 것보다 유용한 방법이 될 것이다.

하지만 이러한 학습이 가지는 한계로는 비행 중인 새와의 충돌과 같은 돌발상황에 대처하기 어려울 수 있다는 점이다. 이러한 위험 관리를 위한 보완책으로 실제 비행을 테스트해보며 어떠한 돌발 상황에 대처해야 하는지 확인하고, 직접 하드코딩할 것이다.

4. 긍정적 영향 및 효과

가장 중요한 점은, 잔불 조기 탐지 및 진화로 인해 산불 재발화 가능성을 크게 줄일 수 있다는 것이다. 열화상 카메라와 드론을 통해 육안으로 식별하기 어려운 잔불과 사람의 접근이 어려운 지역까지 감시함으로써 재발화로 인한 인명 및 재산 피해를 최소화할 수 있다. 또한 강화학습을 기반으로 한 자율 비행을 통해 넓은 산림 지역도 빠르고 체계적으로 탐색 가능하며 인력 동원을 최소화하여 24시간 감시도 가능하다. 결과적으로 잔불 재발화 예방을 통해 생물다양성 유지 및 자연 복원력 확보에 기여하고 산림이 가진 이산화탄소 흡수, 수원 보호 등의 기능들도 보호할 수 있을 것이다.

5. 아이디어 요약 표

 구분	핵심 내용 및 특징
시스템 개요	드론 시스템으로 잔불 탐지부터 소화제 투하까지 제어
자율 비행	현장 환경에 맞게 비행경로를 스스로 수정하며 최적 탐색 수행, 드론 군집 제어 확장 가능
강화 학습 알고리즘	PPO 알고리즘 사용, 보상 함수는 탐색 지역 최대화 및 에너지 페널티 고려
소화 캡슐 메커니즘	AB형 화재 대응 소화 분말 탑재, 온도 반응형 메커니즘, 헬기 대비 비용과 위험 감소
인공지능 필요성	기상 변화에서 사람의 실시간 최적 경로 판단 불가, 강화 학습으로 환경 적응 및 최적 비행경로 학습 가능
기대 효과	조기 잔불 탐지와 진화로 산불 재발화·피해 감소, 24시간 감시 가능, 인력 최소화, 생태계 및 자연 복원력 보호

■ References

[1] [보도] "산불 위험일, 기후위기로 산업화 이전보다 최대 120일 늘었다" 그린피스, 카이스트 연구팀과 산불 위험지수 변화 연구, 2025년 03월 31일, 그린피스

[2] "재발화 대구산불 잔여화선 모두 진화"…곧 완진선언 가능할듯(종합), 2025-05-01, 소방청 공식 전자정부 누리집

Part 2. 프로그램

2-1. 프로그램 종류 (■ 표시)

	ΑI	개발분야
--	----	------

□ 시각지능	ㅁ 어머지느	ㅁ ㅇ서지느	■ 기계학습	■ 로봇공학	□ 기타(\
│ │ 시작시중	□ 언어지능	□ 음성지능	기계약급	■ 도봇공약)

▶ 개발언어

■ Python □ C/C#/C++ □ Java □ Java Script □ Visual Basic □ 기타(
)	:F/	Rasic	□ Visual	∃ lava Scrint	□ Java	□ C/C#/C++	Python

▶ 하드웨어

■ 아두이노	■ 라즈베리파이	□ 라떼판다	□ 젯슨나노
□ 비글보드	□ 마이크로비트	□ 기타()	□ 해당없음

2-2. 프로토타입 설계

이하 프로토타입이 가질 수 있는 한계점에 대해 고민한 지점들, 또 그에 대해서 채택할만한 보완 방법에 대해 서술했다. 강화학습의 환경을 구성하는 방법을 지형에 대한 관점과 드론에 대한 관점 으로 나누어 서술했고, 소화 캡슐 설계에서 고려해야 할 사항들, 잔불 탐지 방법에 대해서 서술했 다.

1. environment

1.1 대한민국 지형 데이터와 문제점

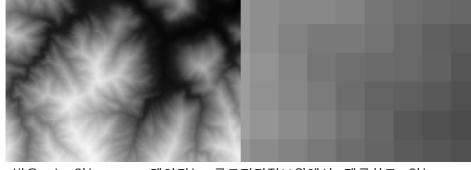


그림 5 QGIS 프로 그램으로 확인할 수 있는 지리산 DEM.

좌측은 전체 사진, 우측은 확대 사진

받을 수 있는 DEM 데이터는 국토지리정보원에서 제공하고 있는 90m 해상도의 DEM, Earth explorer에서 제공하는 30m DEM 등이 있다. 이러한 DEM 데이터는 해상도가 너무 낮고, 생략되는 경사도 많다.

따라서 국토정보플랫폼에서 제공하는 수치지형도 SHP 파일을 다운받아, 등고선 높이를 이용해 QGIS 프로그램에서 제공하는 TIN 보간 기능으로 DEM 파일을 생성할 것이다. 이 방법을 이용하면 1m 해상도의 DEM 파일을 얻을 수 있다.

1m의 해상도면 실사용에 적합할 정도로 높은 해상도임이 분명하다. 그러나 이 역시 이산적인 값으로 근사된 데이터이기에, 드론이 한 timestep에 탐색하는 면적 구하는 과정을 정밀하게 확인해야 한다.

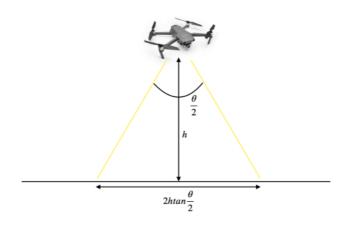


그림 6 평면에서 드론의 촬영 범위 도식화

드론의 높이 h를 10m 정도로 생각하고, 드론의 화각 θ 를 60도 정도로 생각하면, 드론의 최대화각 광선을 그렸을 때 한 번에 확인하는 변의 길이를 약 $6\sim7m$ 가량으로 예측할 수 있다.

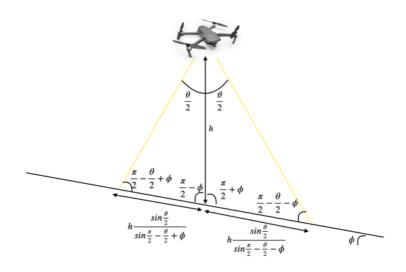


그림 7 경사면에서 일반화한 경우

 ϕ 의 경사를 가지는 일반적인 경우에 대해서도 변의 길이를 계산할 수 있다. 경사면의 경우는 평면의 경우보다 더 촬영하는 변 길이가 길어지는 것도 알 수 있다.

이러한 계산을 통해 드론이 한 번에 탐색하는 면적을 대략적으로 알아볼 수 있었다. 위 예시와 달리 DEM 자료의 해상도가 1m이므로, 드론은 연속적인 경사면에서 촬영하는 것이 아님에 유의하여탐색 면적을 정확하게 계산하는 방법에 대해 고민해보아야 한다.

1.2. 근사된 지형에서 드론 탐색 영역의 정확한 계산 방법

DEM 데이터를 얻는 것은, 곧 위도와 경도에 대해 높이가 주어지는 field를 얻는 것과 같다. 드론으로 학습하며 탐색할 영남, 충청, 호남 지역의 주요 산지 등 다양한 국소적인 영역에 대해서도 이를 불러올 수 있고, 학습에서는 임의의 x,y 좌표에 대해 z(높이)가 정해지는 장(field)를 얻는 것으로 생각하여 계산하는 방법을 고안했다.

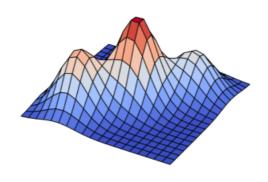
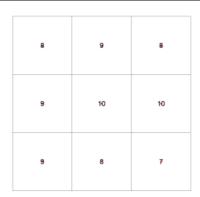


그림 8 얻어지는 산악 지형의 표현 (Image generated by ChatGPT (OpenAI), 2025.)

이때 불러올 수 있는 데이터의 해상도 한계가 있음에 유의하여 학습을 진행해야 한다. 드론은 산악지형에서 약 10m 높이에서 수직 화각 57도, 수평 화각 71도의 열화상 카메라를 이용해 주변을 탐색한다. 사영된 넓이가 같아도(격자 1칸 넓이) 평면의 기울기에 따라 실제 탐색하는 면적이 서로다름을 자명하다. 이 점을 고려해 드론의 스캔 지역을 단순화하는 환경을 구상해본다.

다음과 같은 예시를 고려해보자. 이때 정사각형 내부 빨간 점은 <u>실제 최소 해상도 단위의 격자점</u>이며 해당 점에 z가 그 칸에 써있는 식으로 작성되어 있다.



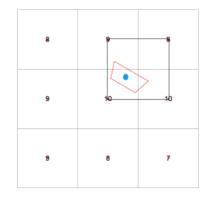


그림 9 임의의 3*3 field에 격자점 그림 10 그림2에 드론, 평면, 탐 표시 색영역 표시

위 사진과 같은 3*3 field를 생각해보자. xy 평면에 사영된 그림을 보고 있는 것이라 생각하면 이해가 쉽다(DEM 데이터를 볼 때와 같음). 이때 그림 3의 파란 점이 드론이라고 생각하자. 이때 드론에서 인접한 4개 점을 결정할 수 있고, 따라서 네 점을 지나는 하나의 평면을 결정할 수 있다. 이평면에서 수직 화각 57도, 수평 화각 71도의 열화상 카메라로 탐색한 영역은 그림에 붉은색으로 표시한 것과 유사한 사각형이 될 것이다.

위와 같은 계산 방법은 계산량을 상당히 단축할 수 있다. 면적을 계산하는 다른 방법은 가능한 화각 범위에 있는 모든 직선을 조사하여 직선과 평면이 만나는 점을 모두 조사하는 것이다. 그러나하나의 기울기를 가지는 경사면 위에서의 탐색 영역은 사각형이 되므로, 카메라를 찍을 때 전체 화각 범위로 나아가는 광선을 모두 조사할 필요 없이 사각형의 꼭짓점에 해당하게 될 4개의 광선만조사하면 전체 면적을 구할 수 있다. 따라서 1도당 1개의 광선만 조사한다고 해도(실제로는 이보다훨씬 많은 양의 광선을 조사해야 정밀하게 면적을 계산할 수 있다) 57*71=4047개의 직선을 조사하는데, 근사된 데이터임을 이용해 단 4개의 광선을 조사하는 것으로 문제를 바꾼 것이다.

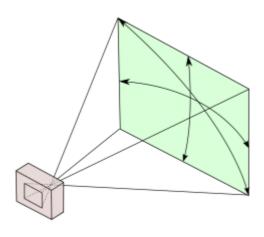


그림 11 화면의 꼭짓점 4개에 해당하는 위치로 뻗어나가는 광선만 조사하면 전체 면적을 계산할 수 있다. (사진 출처 : 위키백과 '화각 (사진술)' 문서)

하지만 이 예시 상황에서, 드론 위치에 따라 최대 4개 평면에 대해 사각형 탐색 영역을 더해 생각해야 할 수도 있다.

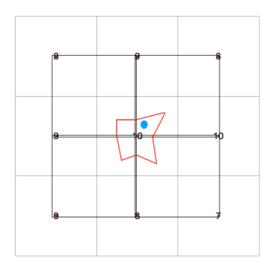


그림 12 드론의 탐색 영역이 4개의 평면에 걸리는 경우

이러한 경우에도 경사면 1개에 대해 영역을 조사하는 것과 크게 다르지 않은데, 임의 두 평면을 지나는 직선의 방정식을 얻을 수 있고, 광선 영역과의 교점 또한 조사 가능하므로, 결국 4개의 사각형을 이루는 영역을 얻는다. 이때 사각형은 4개의 부등식 영역으로 생각할 수 있으므로 16개의 부등식 내부에 있는 영역을 탐색했다고 생각하면 동일한 방식으로 계산할 수 있다.

위 예시 외에 실제 상황에서는 드론 탐색 영역이 4개 이상의 평면을 완전히 포함하는 경우에서 면적을 계산하게 될 것이다(그림 6, 7의 계산 결과를 이용해 정성적인 추론이 가능하다). 계산의 방법이 위 예시와 크게 다르지 않도록 하여 적용할 수 있다.

1.3. 드론의 움직임

1.3.1 기본적인 드론의 움직임

컨트롤러로 조종한다고 생각했을 때, 드론의 움직임은 3가지의 운동으로 표현할 수 있다. 1. 단순

상하 움직임. 2. 앞과 뒤, 좌와 우 방향으로 드론을 기울인 채로 이동(기울인 방향으로 이동한다). 3. yaw 방향 회전. 이렇게 3가지의 운동을 실행하는 방법은 쿼드콥터 드론의 경우 4가지 프로펠러의 토크 출력을 조절하는 것으로 구현한다.

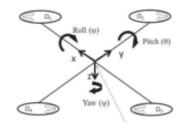


그림 13 드론의 구조 (사진 출처 : [2])

강화학습 후 드론에 적용하는 과정을 생각해보았을 때, 드론의 각 로터의 토크를 action space로 설정하게 된다면 드론이 비행하는 방법부터 학습을 해야한다. 하지만 드론의 이동 방법에 대한 물리학적 지식을 이미 알고 있으므로, 드론의 움직임을 지정해 줄 수 있기에 학습의 action space를 x, y, z축 방향 가속도로 설정하였다.

1.3.2 드론의 동역학 분석 [4]

드론의 동역학 식은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} T \\ M_1 \\ M_2 \\ M_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} k_f & k_f & k_f & k_f \\ 0 & -lk_f & 0 & lk_f \\ -lk_f & 0 & lk_f & 0 \\ -k_\tau & k_\tau & -k_\tau & k_\tau \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1^2 \\ \omega_2^2 \\ \omega_3^2 \\ \omega_2^2 \end{bmatrix}$$

여기서 ω_i 는 로터의 각속도, k_f , k_r 는 드론 로터의 추력 계수와 토크 계수이다. 또한 T는 드론의 추력, M_1 , M_2 , M_3 는 드론의 roll pitch yaw 방향 토크이다. 최종적인 목표는 드론의 현재 가속도, 속도 정보를 이용하여 각 로터의 각속도를 구하고, 이를 통해 드론이 소비하는 에너지를 구하는 것이다.

$$T = \ddot{mq} + mge_3 + \frac{1}{2}\rho S_F \parallel \dot{q} \parallel \dot{q}$$

T는 다음과 같이 구할 수 있다. \ddot{q},\dot{q} 는 x, y, z축 방향 드론의 가속도, 속도 벡터이다. e_3 는 중력의 방향 벡터, S_F 는 드론이 받는 항력을 평평한 판으로 환산한 값이다.

M벡터를 구하기 위한 과정은 다음과 같다.

$$M = I\dot{\Omega} + \Omega \times (I\Omega)$$

다음은 드론의 회전 운동에 대한 기본 식으로 J는 드론의 관성 행렬, $\Omega\Omega$ 는 드론의 각도, 각속도를 나타낸다. $\Omega\Omega$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\mathcal{Q}_d = (R^T \dot{R})^{\vee}, \, \dot{\mathcal{Q}}_d = (\dot{R}^T \dot{R} + R^T \ddot{R})^{\vee}$$

 R_d 는 드론의 자세 행렬로 $R = [b_1, b_2, b_3]$ 로 나타낼 수 있다. 각각 b_1, b_2, b_3 는 다음과 같이 정의 된다.

$$b_1 = rac{\stackrel{\cdot}{q}}{\parallel\stackrel{\cdot}{a}\parallel}, b_3 = rac{T}{\parallel T\parallel}, b_2 = b_3 imes b_1$$

최종적으로 다음과 같은 식들을 얻을 수 있다. 이 식은 드론의 동역학 식에 공기역학적인 요소를 결합한 것이다.

$$\sum_{i=1}^{4} (C_1 \omega_i^2 + C_2 \omega_i + C_3) = T$$

$$lC_1(\omega_4^2 - \omega_2^2) + lC_2(\omega_4 - \omega_2) = M_1$$

$$lC_1(\omega_3^2 - \omega_1^2) + lC_2(\omega_3 - \omega_1) = M_2$$

$$\sum_{i=1}^4 (-1)^i (D_1\omega_i^2 + D_2\omega_i + D_3\frac{1}{\omega_i}) = M_3$$

 C_1 , C_2 , C_3 , D_1 , D_2 , D_3 는 드론의 속력 V에 따라 달라지는 상수들이다. ω 에 대한 고차항들로 이루어진 식에서 ω 는 뉴턴-랩슨 법과 같은 수치 해석적인 방법을 이용하여 구할 수 있다.

1.3.3 모터의 소비전력 계산 [4]

드론에 사용되는 모터는 BLDC 모터로, 다음과 같은 식으로 순간 소비 전력을 구할 수 있다.

$$p_i(t) = \underbrace{\frac{R}{K_T^2} (D_f \omega_i + m_L(\omega_i))^2}_{$$
 지한주실 무기전복순실 역기전복순실

여기서 R은 모터 내부 저항, K_T, K_E 는 토크 상수와 역기전력 상수, D_f 는 점성 마찰 계수, $m_L(\omega)$ 는 부하토크이다.

1.4. step()의 구성

1.4.1 state(observation)

{전체 산의 데이터, 이미 탐색한 지역에 대한 데이터, 드론의 현재 상태(지도상에서 드론의 좌표, 속도, 자세(각도))}를 에이전트가 입력받을 수 있게 할 것이다. 학습 과정과 실제 드론 운행 과정 모두 드론이 산의 위치 정보를 모두 알고 있다는 가정하에 진행되므로, 전체 산의 데이터가 필요하며, 탐색해야 하는 지역 중 이미 탐색한 지역에 대한 정보가 있어야 탐색 경로 최적화가 가능할 것이다. 또 기본적인 action을 결정하기 위해 드론의 현재 상태도 현재 위치(좌표), 속도, 자세(기울어진 각도) 모두 제공하여 안정적인 학습이 가능하도록 한다.

1.4.2 action

1.4.3 reward function

매 스텝마다 reward 또한 계산하여 전체 return을 구할 수 있도록 한다. reward function을 결정하는 구체적인 항들에 대해서는 2-3. 주요 기술 및 기능에서 구체적으로 다루겠다.

1.4.4 종료 조건

종료 조건은 3종류로 이루어진다. 1. 시간 조건, 2. 에너지 소비 조건, 3. 완료 조건. 학습 초기 드론의 모터 출력이 약하거나 가만히 있는 경우들을 생각해볼 때 상당히 긴 시간이 지나면 종료되도록 할 필요가 있다. 또 에너지 소비 조건은 드론의 탐색 과정에서 전체 배터리에 해당하는 에너지를 모두 소비했을 때를 상정해서 넣었다. 마지막 조건인 완료 조건은, 탐색해야 할 지형의 90% 이상을 탐색한 뒤 초기 시작 위치와의 유클리드 거리가 임계값 이하일 때(즉 드론이 초기 위치로 돌아왔을 때) 매우 큰 리워드를 부여하고(미션을 완료했으므로) 에피소드를 종료하도록 할 조건이다.

1.4.5 도메인 랜덤화 [1]

도메인 랜덤화는 시뮬레이션과 현실 사이 괴리를 줄이기 위해 도입하는 방법이다. 드론이 비행하는 경우엔 온도나 습도의 차이, 바람이나 압력 등의 조건만으로도 드론의 운동 및 상태에 차이가 생길 것이다. 이러한 현실을 반영하기 위해, 학습 과정에서 좌표에 작은 노이즈를 더하는 방식으로 도메인 랜덤화를 구현할 것이다.

바람이 주는 힘은 곧 가속도를 의미, 미소 시간 변화 동안의 가속도는 결국 속도 및 좌표의 변화를 초래한다. 또한 습도나 온도, 압력 모두 결국 우리가 고려해야 할 모든 현실과의 괴리를 좌표에

노이즈 더하는 것으로 해결할 수 있다. 물론 학습에 방해가 되지 않을 정도로 작은 노이즈가 될 것이다.

1.5. 메인 루프

```
1. 학습 파이프라인 (psuedo code)
function main():
    agent ← initialize_agent(hyperparams)
    env ← initialize_environment(config)
    for episode in 1···N:
       # 에피소드마다 초기화 되는 값들
       obs ← env.reset()
       done ← False
       episode reward ← 0
       explore ← True
       while not done: # 매 step 수행하는 것들
           action ← agent.select_action(obs)
           next_obs, reward_info, done, info ← env.step(action)
           if explore: # 캡슐 아직 남아있을 때 받는 리워드 계산
               reward ← compute_search_reward(reward_info)
           else: # 캡슐 투하 후 복귀 시 받는 리워드 계산
               reward ← compute_return_reward(obs, next_obs, start_point)
           agent.store_transition(obs, action, reward, next_obs, done)
           agent.learn()
           if info.fire_detected: # 잔불 의심 지역 확인시 시행
               explore ← False
               agent.clear_reward_buffer()
               env.navigate_to(info.fire_location) # 잔불 의심 지역으로 이동
               env.drop_capsule() # 캡슐 투하
           obs ← next_obs
           episode_reward += reward
       log_metrics(episode, episode_reward)
       if episode mod eval_interval == 0:
           evaluate_policy(agent, env)
           save_checkpoint(agent)
```

2. 소화 캡슐 관련

2.1. 개요

소화 캡슐을 만들 때 고려해야 할 사항으론 다음과 같은 것들이 존재한다.

1. 무게, 2. 산불 감지 트리거, 3. 소화약 분사 구조

무게는 드론에 부담이 가지 않을 정도로 가벼워야 한다. 또 잔불이 발화했을 때 이를 확인하고 기계적인 구조가 작동되도록 해야 한다. 소화약이 분사되기 위해 어떤 방식을 이용할 것인지에 대한고민도 필요하다. 이와 별개로, 캡슐 개당 가격을 낮추고 안정성을 확보하기 위해 기계적인 구조로 문제를 해결해야 한다. 전자적인 작동 메커니즘을 배제했다.



그림 14 소화 캡슐



그림 15 소화 캡슐의 바이메탈

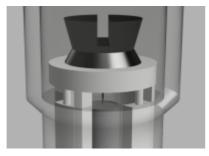


그림 17 정상 온도에서 소화 캡슐의 바늘



그림 16 온도 상승 시 바이메탈 의 구조 변화



그림 18 온도 상승 시 바늘(CO2 카트리지의 막을 뚫는다)

소화 캡슐의 구 형태의 밑부분에는 무거운 물질을 넣어 무게중심을 낮게 만들어준다. 또한 2개의 홈 사이에 고무줄을 걸 수 있도록 한다. 바늘이 위아래로 움직일 수 있는 구조이고, 고무줄의 장력으로 인해 밑으로 당겨지고 있지만 바이메탈이 이를 막고 있다. 온도 상승 시 바이메탈이 구부러지고 고무줄의 장력으로 인해 바늘이 내려가게 되고, CO2 카트리지의 막을 뚫는다. 연직 위 방향으로 추진력이 작동하며 모여있던 소화약이 위로 솟구치게 된다. 이때 AB형 화재에 대응이 가능한소화약을 분사되도록 한다.

종별	주 성 분	분자식	색상	적응화재
제1종 분말	탄산수소나트륨 (Sodium bicarbonate)	NaHCO ₃	백색	B급, C급
제2종 분말	탄산수소칼륨 (Potasium bicarbonate)	KHCO₃	담회색	B급, C급
제3종 분말	제1인산암모늄 (Monoammonium phosphate)	NH ₄ H ₂ PO ₄	담홍색 (또는 황색)	A급, B급, C급
제4종 분말	탄산수소칼륨과 요소와의 반응물 (Urea-based potassium bicarbonate)	KC ₂ N ₂ H ₃ O ₃	회색	B급, C급

그림 19 분말형 소화약제의 종류 (사진 출처 : 리스크랩(김훈위험관리 연구소) 네이버 블로그 '분말 소화약제' 2020.1.3. 작성)

AB형 화재에 사용할 수 있는 분말로 대표적인 것은 제1인산암모늄이 있으며, 이를 이용할 예정이다.

2.2. 경사면 관련 고민

산악 지형은 평면이 아니기에, 캡슐이 구를 수 있음을 생각해야 한다. 이를 해결할 방법으로는 구르기 시작하는 임계 각도를 크게 하기 위해 다리를 다는 방법, 임의의 경사면에 대해서도 달라붙을 수 있는 접착력이 있는 흡착 고무를 이용하는 방법 등을 고민할 수 있었다.

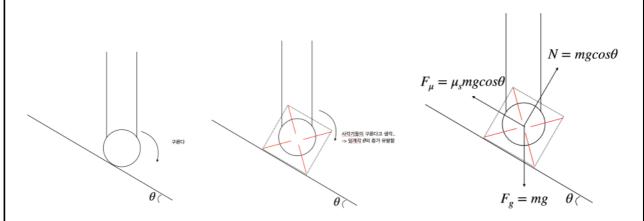


그림 20 θ 의 경사를 가지는 경사면

그림 21 막대 다리 단 자유물체도

캡슐의 head가 구형이면 어느 각도를 가지는 경사면이든 θ 가 0이 아닌 이상 구르게 될 것이다. 하지만 다리를 달게 되면 임계각의 증가를 유발시킬 수 있다. 미끄러지지 않기 위한 조건은 중력의 빗변 방향 힘이 마찰력보다 작은 경우이다. 즉 식으로 표현하면 아래와 같다.

$$\mu_{s}mgcos\theta > mgsin\theta$$

$$\mu_{s} > tan\theta$$

이렇게 미끄러지지 않는다고 가정할 때, 무게중심으로부터 빗면과 접하는 변까지 내린 수선의 발, 그리고 막대의 끝을 생각하면 사각기둥의 경우 $\pi/4$ 의 각 이하의 경사면에서 구르지 않음을 알 수 있다. 무게중심의 사영이 회전하는 축을 기준으로 어느 위치에 있는지를 생각해보면 자명하게 알수 있다.

다리를 다는 방법 외에도 head 근처에 약간 끈적한 고무 등을 부착해서 마찰계수를 극단적으로

증가시키면서 유연하게 특정 위치에 고정될 수 있도록 하면, 캡슐이 미끄러지지 않게 할 수 있다.

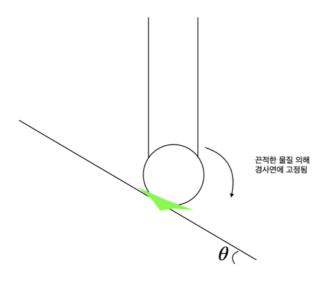


그림 22 끈적한 물질로 경사면에 캡슐 위치 고정한 그림

2.3. 추진 방향 고정

CO2 카트리지가 추진되는 방향이 어느 한 방향으로 고정되어 있어야 한다. 캡슐이 낙하 시 모든 방향의 회전을 할 수도 있기에, CO2 카트리지의 분사 방향을 고정할 수 있는 것은 매우 중요하다. 고안한 첫 번째 방법은 캡슐을 이루는 구 안에 CO2 카트리지를 포함하는 오뚝이가 있는 것이다. 오뚝이는 추진 방향을 항상 중력이 작용하는 방향으로 만들 수 있기에 의도에 부합하게 작동할 수 있다. 하지만 이는 오뚝이를 감싸는 구 형태로 제작해야 하고, 따라서 경사면에서 구르는 문제를 해결하기에 적합한 구조가 아닐 것이다.

두 번째로 고안한 방법은 밀도의 불균일성을 캡슐에 적용하는 것이다. 배드민턴에 사용되는 셔틀콕을 생각하자. 헤드를 무겁게 만들고, 공기의 저항력을 받는 크기가 셔틀콕의 헤드부분보다 날개부분이 크기에 항상 헤드가 아래로 가게 떨어진다. 이 원리를 적용하여 캡슐을 만들면, 추진 방향을 고정할 수 있다.

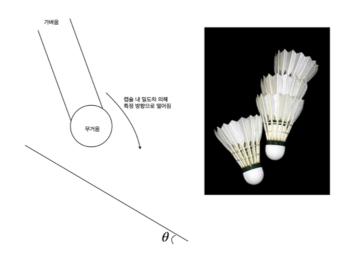


그림 23 추진 방향 고정의 원리

2.4. 트리거

산불에 반응하는 트리거는 크게 습도에 반응하는 트리거와 온도에 반응하는 트리거로 나눌 수 있다.

솔방울이 습도에 반응하여 접히거나 펴지는 연구에 따르면, 소화 캡슐에 적용이 가능할만큼 큰 각도로 움직임을 알 수 있다 [3].

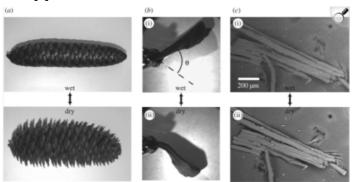


그림 24 상대 습도에 따른 솔방울이 펴지는 각도 (사진 출처 : [3])

하지만 상대 습도가 0에 가깝다는 것은 화재에 취약한 상태를 의미한다. 즉 소화약을 분사할 만큼 위험한 상황이 아닐 수 있다. 따라서 습도에 의존적인 트리거를 사용하는 것은 과도하게 민감한 방 법이 된다.

반면 온도에 반응하는 트리거는 실제 잔불이 발화되고 있을 그 초기 화재를 감지할 수 있다. 따라 에 온도에 따라 구조가 변형되는 바이메탈을 이용한다.

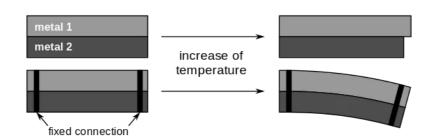


그림 25 바이메탈의 원리 (사진 출처 : Wikipedia 'Bimetal' 문서)

서로 다른 열팽창 계수를 지닌 금속 2개를 붙이면, 온도 변화에 따라 금속이 구부러지게 할 수 있다. 이때 바이메탈에 걸려있던 고무줄의 장력을 바이메탈이 구부러지는 방향에 따라 증가하거나 해소되는데, 이 힘을 이용해 CO2 카트리지가 소화약을 분사하도록 한다.

$$\Delta L = \alpha L_0 \Delta T$$

이때 선팽창 계수 α 가 서로 달라서, 온도에 반응하여 어느 한쪽으로 휘어지도록 설계할 수 있다.

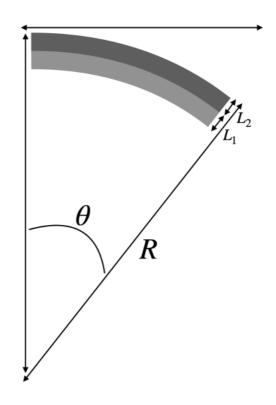


그림 26 바이메탈이 휘어지는 정도

$$\begin{split} \varDelta(\varDelta L) &= L_0 \varDelta T(\alpha_1 - \alpha_2) \\ L_0 \varDelta T(\alpha_1 - \alpha_2) &= \theta((R - L) - (R - 2L)) = L\theta \\ \theta &= \frac{L_0}{L} \varDelta T(\alpha_1 - \alpha_2) \end{split}$$

균일하게 휘어진다고 가정할 때, 위 식에서 유도한 바와 같이 열팽창 정도의 차이를 이용해 휘어진 각 θ 를 구해낼 수 있다.

2.5 소화 캡슐 투하 메커니즘

본 시스템에서는 드론이 잔불은 감지한 이후 소화 캡슐을 떨어트린 후 다시 초기 위치로 복귀하는 방식으로 작동된다. 따라서 드론 한 대당 하나의 소화 캡슐을 장착한다. 모터를 사용하여 열고 단을 수 있는 집게 형태로 소화 캡슐을 붙잡고, 필요시 집게를 열어 떨어트릴 수 있도록 한다. 소화 캡슐은 카메라 화각 범위에 들어오지 않게 설치한다. 드론에 모터와 아두이노와 같은 추가적인 장치를 장착하여 동작할 수 있도록 한다.



그림 27 소화 캡슐을 장착한 드론 (Image generated by ChatGPT (OpenAI), 2025.)

3. 잔불 탐지

3.1 열화상 카메라를 통한 감지

python opencv를 이용하여 분석할 수 있다. 이진화(thresholding) 기법을 이용해 임계 온도 이상의 픽셀을 검출한 후 Contour Detection을 통해 잔불 영역을 찾은 후 Contour의 중심 좌표 계산을 통해 사진상에서의 잔불 좌표를 얻을 수 있다.

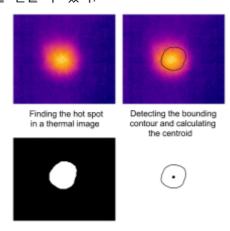


그림 28 잔불 탐지 알고리즘 (Image generated by ChatGPT (OpenAI), 2025.)

3.2 잔불 위치 파악

3.1에서 제시한 방법으로 드론은 비행 중 잔불을 감지하게 된다. 이때 드론의 현재 자세, 좌표 등을 고려하여 산의 3d 맵 상에서 잔불의 좌표를 정확히 계산할 수 있다. 드론은 잔불을 감지한 즉시 잔불 위치의 수직 위로 이동 후, 소화 캡슐을 낙하시킨다. 이후 탐색을 종료하고 학습을 시작한 초기 위치로 복귀하도록 한다.

2-3. 주요 기술 및 기능

1. 강화학습

1.1 개요

강화학습이란 에이전트가 환경과 상호작용하며 정책에 따라 행동을 선택하고, 그 결과 얻은 보상을 통해 학습하는 기계학습의 한 갈래이다. 복잡한 제어공학 문제, 최적화 문제들을 해결하는 것에 쓰일 수 있으며, 일반적으로 robotics 분야에서 활용되곤 한다. 에이전트는 현재 상태(state, observation)를 이용해 행동(action)을 결정하고, 환경이 반환하는 리워드와 다음 state를 바탕으로

policy를 최적화 해 나간다. 궁극적으로 expected return을 최대화 하는 policy를 찾아내는 것이 목 표이다.

1.2 PPO 알고리즘

이 시스템에 사용할 PPO 알고리즘은 강화학습에서 안정적이고 효과적인 정책 최적화를 위한 알고리즘 중 하나이다. Model-free 알고리즘의 한 종류로, 구현 및 튜닝이 쉽다는 것이 특징이기도 하다. OpenAl에서 개발된 이 알고리즘은 에이전트가 특정 상태에서 실행 능한 행동 중 한 행동을 확률적으로 선택하는 정책을 개선하여 더욱 높은 보상을 얻도록 학습시킨다. PPO 알고리즘은 클리핑과 같은 안정적인 정책 업데이트 메커니즘을 도입하여 학습 중에 너무 큰 변화를 방지하고 안정성을 유지한다. 또한 여러 번의 실행과 샘플링을 통해 다양한 환경에서의 행동을 경험하며 정책을 향상한다. 이런 특징으로 PPO 알고리즘은 안정성과 성능 사이의 균형을 유지한 알고리즘으로 인정받아 강화 학습 문제를 효과적으로 해결하는 데 널리 사용되고 있다.

```
2. PPO 알고리즘 (psuedo code)
Initialize \pi_{\theta} with random weight
Initialize V_{\omega} with random weight
for episode 1, M do:
      Initialize environment s \leftarrow \text{env.reset()}
      Initialize empty buffer D
      while s_t is not a final state do:
             a_t \leftarrow \pi_{\theta}(s_t)
             s_{t+1}, r_t \leftarrow env(a_t)
             D \leftarrow D \cup (s_t, a_t, r_t, s_{t+1})
             s_t = s_{t+1}
             if t \% N == 0 do : # every N step
                   for Epoch do:
                          \theta \leftarrow \theta + \alpha \nabla_{\theta} \sum_{i=t-N+1}^{t} J_{i}^{CLI}
                          \omega \leftarrow \omega - \alpha \nabla_{\omega} \sum_{i=t-N+1}^{t} [\hat{A}_{i}^{GAE}]^{2}
                   end if
       end while
end for
```

2. observation, action space

구성요소
- 전체 산의 데이터
- 이미 탐색한 지역 데이터
- 드론의 현재 상태:
• 지도상 좌표
・속도
• 자세(각도)
- (에너지 잔량)/(초기 에너지) 비율
- 드론의 x, y, z 축 방향 가속도
(드론의 가속도 벡터)

2.1 observation space와 action space 선정의 근거 학습시 가장 고려해야 할 사항을 중요도 순으로 나열하면 다음과 같다. 1. 기본적인 드론의 조작 (호버링, 특정 방향으로 드론 기울여 추진하기 등) 2. 탐색 경로의 최적화 3. 에너지 소비 최소화. 따라서 이와 관련된 요소를 observation space에 제공해야 할 것이다. 이때 학습의 수렴 속도와 안 정성을 보장하기 위해 observation space에 꼭 들어가야 하는 내용들로만 구성했다.

드론의 조종을 위해 선정할 수 있는 action space는 드론의 가속도 벡터만이 있는 것은 아니다. 예를 들어 4개 로터의 토크를 action space로 정해도 같은 기능을 할 수 있다. 그러나 action space 역시 최소의 크기를 갖는 것이 학습 안정성에 도움이 된다. 특히 목표로 하는 가속도 벡터하나가 주어졌을 때, 이에 해당하는 4개 로터의 토크는 각각의 추진력 벡터와 중력의 벡터를 더하는 것으로 물리적인 계산이 쉽게 가능하기 때문에 드론의 가속도 벡터를 사용해 action space의 크기를 로터 4개 조작에 비해 25% 줄일 수 있었다.

3. reward function

$$reward = r_{area} - r_{energy} + r_{height} - r_{distance}$$

학습 시 부여되는 reward는 다음 항들로 구성된다.

Category	Name	Formula	Weight
	Area reward	$\Delta Area$	$lpha_1$
Step reward	energy penalty	$\sum_{i=1}^{4} p_i(t)$	$lpha_2$
	height reward	$e^{-\;(h-h_{gaal})^2}$	$lpha_3$
	distance penalty	$distance \times e^{battery} \cdot used$	$lpha_4$
Terminal reward	arrival reward	1	$lpha_5$
reminar reward	battery penalty	-1	$lpha_6$

 $\alpha_1,\alpha_2,\alpha_3,\alpha_4,\alpha_5,\alpha_6$ 는 하이퍼 파라미터로, 추후 실험을 통해 조절해야 하는 값이다

3.1 reward function 선정 이유

Area reward

- 매 스텝마다 새로 탐색된 지역의 넓이에 비례하여 보상을 제공한다.

energy penalty

- 모터의 출력은 1.2.3 모터의 소비전력 계산에서 구한 식으로 나타낼 수 있다. 에너지 효율 최대화를 위한 항이다.

height reward

- 산에 대한 일정한 높이 h를 유지하며 비행할 수 있도록 하는 항이다.

distance penalty

- 출발한 위치로 다시 돌아오기 위한 항이다. 사용한 배터리양이 높아질수록 출발 지점에 대한 거리에 의해 받는 페널티가 크도록 설계하였다.

arrival reward

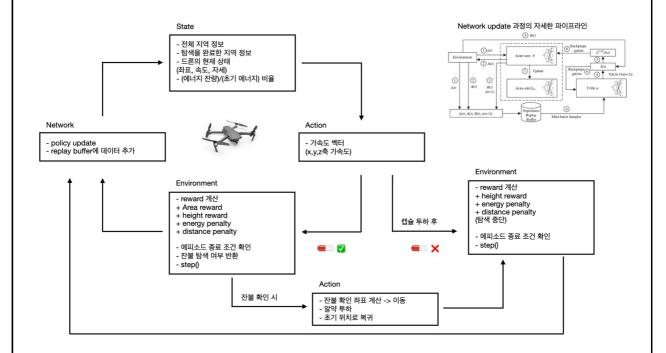
- 출발 지점으로 복귀하였을 때 큰 보상을 제공한다.

battery penalty

- 탐지를 마치지 못하고 배터리를 모두 소모했을 때 큰 페널티를 부과하도록 한다.

2-4. 예상 최종 결과물

학습 과정 및 실제 환경에서 동작시 파이프 라인:



■ References

- [1] Zhao, W., Queralta, J. P., & Westerlund, T. (2020, December). Sim-to-real transfer in deep reinforcement learning for robotics: a survey. In2020 IEEE symposium series on computational intelligence (SSCI)(pp. 737-744). IEEE.).
- [2] P. Castillo, R. Lozano, and A. E. Dzul, "Dynamic modeling and control techniques for a quadrotor," in *Proceedings of the IEEE Conference on Control Applications*, 2005, pp. 829–834.)
- [3] (Reyssat, E., & Mahadevan, L. (2009). Hygromorphs: from pine cones to biomimetic bilayers. Journal of the Royal Society Interface, 6(39), 951-957.).
- [4] Alsharoa, A., Arafat, M. Y., Al-Habashna, A., & Hamila, R. (2022). Energy-Efficient Trajectory Planning for Smart Sensing in IoT Networks Using Quadrotor UAVs. *Sensors*, 22(22), 8729. https://doi.org/10.3390/s22228729

2-5. 기대효과

이 기술을 통해 사회, 경제적 이익을 창출할 수 있을 것이다. 재난 상황에서 더욱 체계적이고 신속한 대처를 통해 인명 피해와 재산 손실을 줄일 수 있으며, 잔불을 조기에 탐지하고 진화함으로써 재발화를 방지하고 기존의 대응 방식에서 발생하는 한계를 보완할 수 있다.

특히 열화상 카메라와 드론을 활용해 육안으로 식별하기 어려운 잔불과 사람이 접근하기 어려운 지역까지 감시할 수 있으며, 강화학습을 기반으로 한 자율 비행을 통해 넓은 지역도 신속하고 체계적으로 탐색할 수 있다. 이를 통해 동원되는 인력을 줄이고 24시간 감시 체계 구축도 가능할 것이다.

생물다양성 유지, 자연 복원력 확보, 산림의 이산화탄소 흡수 및 수원 보호 기능 유지에도 기여할수 있으며, 대형 산불의 재확산을 사전에 차단함으로써 산림 훼손, 대기오염 등과 같은 2차 피해를줄이고, 이로 인한 재난 복구 비용을 크게 절감할 수 있다.

산불로 인한 산림 자원 손실을 방지함으로써 지역 및 국가 경제에 미치는 장기적 피해를 최소화하고, 임업 및 관련 산업의 지속 가능한 운영에도 도움을 줄 수 있다. 기존 인력이 수행하던 위험한 현장 감시 및 잔불 탐지 업무가 자동화되면서 안전사고 위험이 줄어들고, 인력은 시스템 운영, 유지보수, 데이터 분석 등 기술 중심의 업무에 집중할 수 있어 전반적인 업무 효율성 또한 향상될 것이다.

Part 3. 계획안

3-1. 역할 배분 및 활동계획서

월	팀원	역할	세부 내용
	정찬교	드론 강화학습	강화학습을 위한 환경 제작 (1. 드론 class 정의 2. 탐색 면적 계산 함수 구현)
6월	박원희	하드웨어 제작	강화학습을 위한 데이터 전처리 co2 카트리지 분사를 위한 구조 테스트 co2 카트리지 분사 압력 측정
	정찬교	드론 강화학습	학습 진행하며 reward function의 하이퍼 파리미 터 등을 구체화하기
7월	박원희	하드웨어 제작	바이메탈 온도에 따른 구부러짐 측정 소화 분말의 효율적인 분사를 위한 구조 테스트 소화 효과 테스트
	정찬교	Sim to Real	실제 드론 제어를 위한 프로그래밍 Real world에서 학습 결과 테스트
8월	박원희	하드웨어 제작	소화 캡슐 3d 모델링 및 제작

작성한 신청서는 이메일 접수만 가능합니다.
▶ 제출처 : aichallenge@aiia.or.kr 파일명, 이메일 제목에 유의하시어 제출 바랍니다. ▶ 제출형식 : 팀장이름_팀명_아이디어명

개인정보 수집·이용 및 초상권 활용 동의서

포스코DX와 한국인공지능산업협회가 주최하는 2025 Al Youth Challenge와 관련하여 주최 측이 수집·이용하는 참가자의 개인정보와 초상권 활용에 대하여 관계법령에 따라 아래와 같 이 안내드립니다.

※ 개인정보 수집 및 이용에 관한 사항(개인정보보호법 제15조)

- ■(수집목적) 본인 확인, 공모전 관련 안내, 공모전 운영 관리, 시상, 통계자료 등으로 이용되며, 수집한 개인정보는 본 수집·이용 목적 외의 다른 목적으로 사용되지 않습니다.
- ■(수집항목) 성명, 생년월일, 주소, 소속학교 및 학년, 연락처, 이메일
- ■(보유·이용기간) 본 대회 종료된 시점으로부터 1년간 보관하며, 해당 기간이 경과 후, 즉시 파기합니다.
- ■(동의 거부권리 안내) 귀하는 개인정보 수집·이용에 대한 동의를 거부할 수 있으나, 동의 거부 시 본 대회 참여에 일부 제한이 있을 수 있음을 알려드립니다.

「개인정보보호법」에 의거하여 개인정보 수집 및 취급 방침에 동의합니다.

동의함 ■ 동의안함 □

※ 초상권 활용에 관한 사항

- ■(사용목적) 홈페이지, 보도자료, 사업보고서, SNS 등 홍보 매체
- ■(동의 거부권리 안내) 귀하는 초상권 활용 동의를 거부할 수 있으나, 동의 거부 시 본 대회 참여에 일부 제한이 있을 수 있음을 알려드립니다.

본인은 위의 사항에 따라 초상권 사용에 대해 동의합니다.

동의함 ■ 동의안함 □

※ 법정대리인 동의

■만 14세 미만 아동인 경우.「개인정보 보호법」제22조 6항에 따라 반드시 법정대리인의 동의가 필요 합니다.

법정대리인				
관 계				
생년월일				
연 락 처				
성 명				

2025 년 5 월 31 일 성명: 정찬교 (인)



개인정보 수집 · 이용 및 초상권 활용 동의서

포스코DX와 한국인공지능산업협회가 주최하는 2025 Al Youth Challenge와 관련하여 주최 측이 수집·이용하는 참가자의 개인정보와 초상권 활용에 대하여 관계법령에 따라 아래와 같이 안내드립니다.

※ 개인정보 수집 및 이용에 관한 사항(개인정보보호법 제15조)

- ■(수집목적) 본인 확인, 공모전 관련 안내, 공모전 운영 관리, 시상, 통계자료 등으로 이용되며, 수집한 개인정보는 본 수집·이용 목적 외의 다른 목적으로 사용되지 않습니다.
- ■(수집항목) 성명, 생년월일, 주소, 소속학교 및 학년, 연락처, 이메일
- ■(보유·이용기간) 본 대회 종료된 시점으로부터 1년간 보관하며, 해당 기간이 경과 후, 즉시 파기합니다.
- ■(동의 거부권리 안내) 귀하는 개인정보 수집·이용에 대한 동의를 거부할 수 있으나, 동의 거부 시 본 대회 참여에 일부 제한이 있을 수 있음을 알려드립니다.

「개인정보보호법」에 의거하여 개인정보 수집 및 취급 방침에 동의합니다.

동의함 ■ 동의안함 □

※ 초상권 활용에 관한 사항

- ■(사용목적) 홈페이지, 보도자료, 사업보고서, SNS 등 홍보 매체
- ■(동의 거부권리 안내) 귀하는 초상권 활용 동의를 거부할 수 있으나, 동의 거부 시 본 대회 참여에 일부 제한이 있을 수 있음을 알려드립니다.

본인은 위의 사항에 따라 초상권 사용에 대해 동의합니다.

동의함 ■ 동의안함 □

※ 법정대리인 동의

■ 만 14세 미만 아동인 경우,「개인정보 보호법」제22조 6항에 따라 반드시 법정대리인의 동의가 필요합니다.

법정대리인				
· 관 계				
생년월일				
연 락 처				
성 명				

2025 년 5 월 31 일 성 명 : 박원희 (인)

개인정보 수집 · 이용 및 초상권 활용 동의서

포스코DX와 한국인공지능산업협회가 주최하는 2025 Al Youth Challenge와 관련하여 주최 측이 수집·이용하는 참가자의 개인정보와 초상권 활용에 대하여 관계법령에 따라 아래와 같 이 안내드립니다.

※ 개인정보 수집 및 이용에 관한 사항(개인정보보호법 제15조)

- ■(수집목적) 본인 확인, 공모전 관련 안내, 공모전 운영 관리, 시상, 통계자료 등으로 이용되며, 수집한 개인정보는 본 수집·이용 목적 외의 다른 목적으로 사용되지 않습니다.
- ■(수집항목) 성명, 생년월일, 주소, 소속학교 및 학년, 연락처, 이메일
- ■(보유·이용기간) 본 대회 종료된 시점으로부터 1년간 보관하며, 해당 기간이 경과 후, 즉시 파기합니다.
- ■(동의 거부권리 안내) 귀하는 개인정보 수집·이용에 대한 동의를 거부할 수 있으나, 동의 거부 시 본 대회 참여에 일부 제한이 있을 수 있음을 알려드립니다.

「개인정보보호법」에 의거하여 개인정보 수집 및 취급 방침에 동의합니다.

동의함 □ 동의안함 □

※ 초상권 활용에 관한 사항

- ■(사용목적) 홈페이지, 보도자료, 사업보고서, SNS 등 홍보 매체
- ■(동의 거부권리 안내) 귀하는 초상권 활용 동의를 거부할 수 있으나, 동의 거부 시 본 대회 참여에 일부 제한이 있을 수 있음을 알려드립니다.

본인은 위의 사항에 따라 초상권 사용에 대해 동의합니다.

동의함 □ 동의안함 □

※ 법정대리인 동의

■만 14세 미만 아동인 경우,「개인정보 보호법」제22조 6항에 따라 반드시 법정대리인의 동의가 필요합니다.

	법정대리인				
관 계					
생년월일					
연 락 처					
 성 명					

2025 년	원	잌	성 명 :	(인
2023 <u>L</u>			00.	\ <u>L-</u>