

지형·식생 및 소화탄 보급을 고려한 강화학습 기반

소방 드론 운용 최적화

TEAM 오이오차

데이터사이언스학과 12214231 배수찬

통계학과 12236567 정혜빈

데이터사이언스학과 12214260 허재석

1. 서론

1.1 배경 및 문제 정의

산불은 짧은 시간 안에 확산할 수 있어 초기 대응이 지연되면 산림 훼손뿐 아니라 인명·재산 피해로 이어질 수 있다. 특히 도심 인접 산림에서 산불이 발생할 경우 확산이 주거지와 맞닿을 수 있어 신속한 초동 대응의 중요성이 더 커진다. 다만 산불은 차량·인력이 접근하기 어려운 지형에서 발생하는 경우가 많고, 야간에는 헬기를 이용한 항공 진화가 운용 여건에 따라 제한될 수 있어 초기 골든타임 확보가 어려울 수 있다.

이러한 한계로 인해, 사람이 접근하기 어려운 지역에도 빠르게 투입되어 초기 진압을 수행하는 드론 기반 대응이 산불 관리에서 중요한 보완 수단으로 주목받고 있다. 드론은 열화상 기반 감시·핫스팟 탐지, 실시간 매핑, 현장 상황 전파 등에서 강점을 가지지만, 실제 운용 관점에서는 배터리 지속시간과 탑재 가능한 소화자원(예: 소화탄/약제) 용량이 제한된다는 물리적 제약이 존재한다. 따라서 드론 운용에는 불이 난 격자 중 어디를 우선적으로 진압할지와 언제 보급소로 복귀해 충전/재보급할지를 제한된 자원 하에서 효율적으로 결정하는 것이 매우 중요하다.

1.2 목적 및 접근 방법

본 프로젝트는 인천광역시 미추홀구 수봉산 일대($1\text{ km} \times 1\text{ km}$)를 대상으로, 공공데이터를 활용해 현실 지형·식생 특성을 반영한 격자 기반 시뮬레이션 환경을 구축하고, 그 환경에서 드론의 진압·복귀 의사결정을 강화학습 기반으로 최적화하는 방법을 제시하는 것을 목표로 한다.

(1) 현실 데이터 기반 격자 환경 구축

대상 지역을 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 단위로 분할하여 50×50 그리드 월드 환경으로 모델링한다. 또한 DEM(수치표고모델)을 이용해 고도·경사·사면향을 산출하고, 임상도 등 산림공간정보를 격자에 매핑하여 식생 차이를 반영한다.

(2) 지형·식생에 기반한 산불 확산 시뮬레이션 현실화

산불 확산은 식생, 지형, 기상 요인의 영향을 받는 것으로 알려져 있다. 공공데이터로 구축 가능한 범위에서 지형(고도·경사·사면향)과 식생 요인을 반영해 격자 간 상태 전이확률을 설계하여 시뮬레이션 환경을

(3) 강화학습 기반 드론 운용 최적화

드론 에이전트가 “이동-진압-복귀”를 반복하며 장기적으로 산불 확산 피해를 최소화하도록, 상태(State)· 행동(Action)· 보상(Reward)을 정의하고 드론의 최적 행동 정책(Policy)을 학습한다.

2. 데이터 및 환경 구축

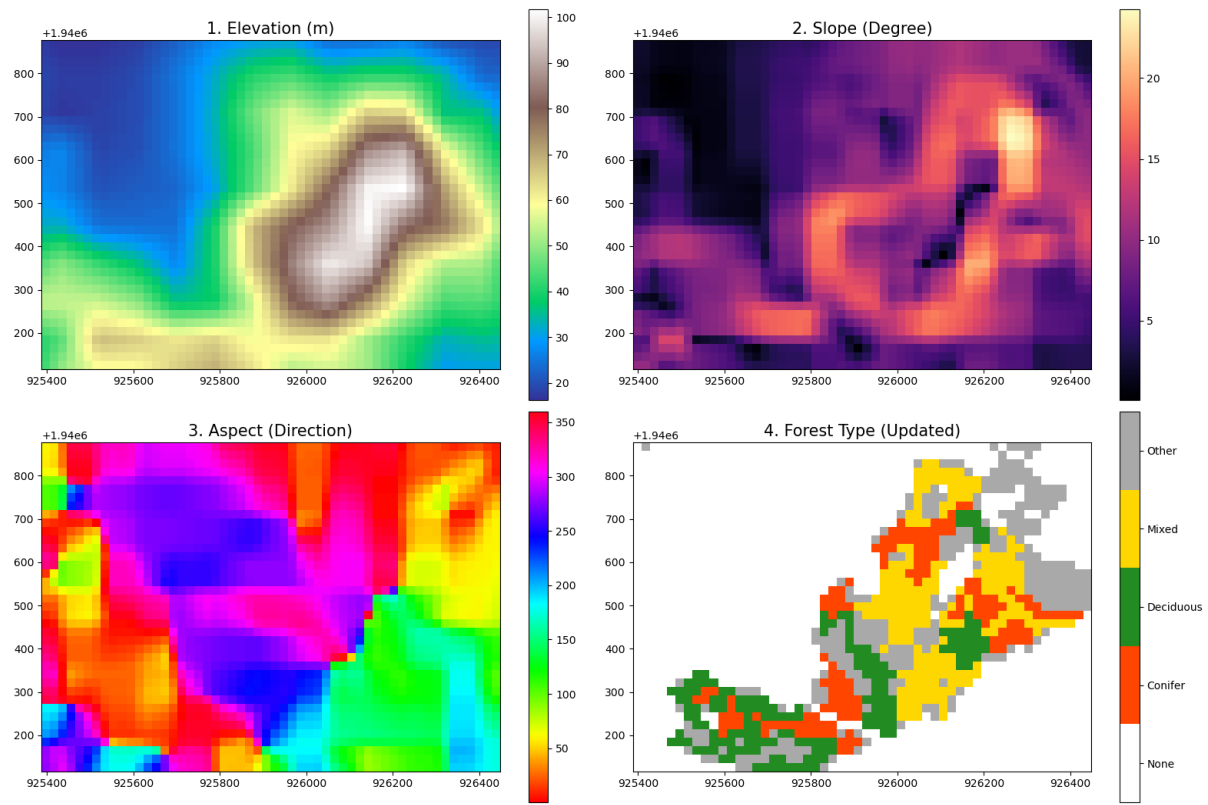
2.1 활용 데이터 및 출처

현실적인 산불 확산과 드론 운용 제약을 반영하기 위해, 지형·식생 정보를 중심으로 다음 공공데이터를 활용하였다.

- DEM(수치표고모델): 국토지리정보원 공개 DEM 을 사용하였으며 사용 도엽번호는 37611017 이다. DEM 은 고도뿐 아니라 경사·사면향 등 파생 지형변수 산출에 활용된다.
- 임상도(1:5,000): 산림청 산림공간정보서비스의 대축척 임상도를 사용하였다. 임상도는 임종·임상·수종 등 산림의 구조적 속성 정보를 포함한다.
- 위성지도: 임상도/DEM 만으로는 최신 현황이나 경계부 누락을 완전히 반영하기 어려울 수 있어, 격자별 수목 존재 여부를 위성지도 판독 기준으로 추가 라벨링하였다.

2.2 데이터 결합 및 최종 산출물

본 프로젝트는 격자(20x20m) 단위를 기준으로 하여, 서로 다른 출처의 공간 정보를 하나의 최종 테이블로 결합한다. 구체적으로는 DEM 에서 계산한 elevation/slope/aspect 를 격자 좌표(lat, lon)로 매핑해 결합하며, 임상도 shp 를 동일 해상도로 변환한 forest_type 을 같은 격자에 매핑해 결합한다. 또한 임상도상 산림구역으로 분류되지 않았더라도 위성지도상 산불 확산 위험이 있는 격자는 수목 지역(forest_type=4)으로 별도 매핑하였다. 최종 산출물은 강화학습 환경이 직접 읽어 사용할 수 있는 형태로 정리되며, 결합 결과로 생성되는 최종 데이터셋의 형태는 표 1 에 나타나 있다.



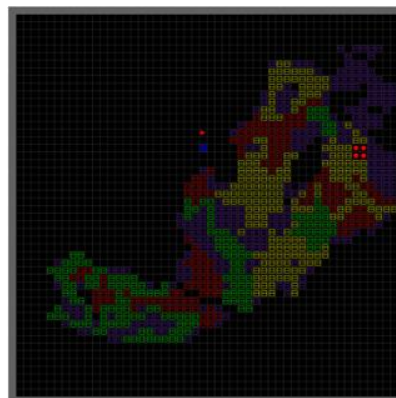
<그림 1. 활용 데이터 시각화>









구분	컬럼명	설명
격자 위치	lon	격자 중심점 좌표(경도 또는 투영좌표 X). DEM/임상도 매핑의 기준 키
격자 위치	lat	격자 중심점 좌표(위도 또는 투영좌표 Y). DEM/임상도 매핑의 기준 키
수목 마스크	is_tree	위성지도 판독 기준 수목 존재 여부(0/1). 임상도 공백/누락 보정에도 사용됨
지형	elevation	DEM 을 격자(20m) 해상도에 맞춰 매핑한 고도 값
	slope	고도 변화량(gradient) 기반으로 계산한 경사(도 단위)
	aspect	고도 변화량 기반으로 계산한 사면향(0~360 도)
식생	forest_type	임상도(1:5,000)를 격자 해상도에 맞춰 변환한 식생(연료) 코드. forest_type=0 & is_tree=1 인 격자는 4 로 보정

<표 1. 활용 데이터 설명>

2.3 환경 구축 근거

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	grid_id	row_index	col_index	lon	lat	is_tree	elevation	slope	aspect	tree_type
2	0	0	0	925388.1	1940877	0	17.44491	2.145338	59.50156	0
3	1	0	1	925408.1	1940877	0	16.79936	2.050611	55.42316	0
4	2	0	2	925428.1	1940877	0	16.26568	1.38068	28.26303	0
5	3	0	3	925448.1	1940877	0	16.34284	1.164515	349.0588	0
6	4	0	4	925468.1	1940877	0	16.42001	1.093144	348.3345	0
7	5	0	5	925488.1	1940877	0	16.49717	1.021969	347.5091	0
8	6	0	6	925508.1	1940877	0	16.57434	1.031538	333.7263	0
9	7	0	7	925528.1	1940877	0	16.81599	1.24045	318.8441	0
10	8	0	8	925548.1	1940877	0	17.14435	1.362699	316.3556	0
11	9	0	9	925568.1	1940877	0	17.47271	1.400901	317.8284	0
12	10	0	10	925588.1	1940877	0	17.80107	1.537412	315.1728	0
13	11	0	11	925608.1	1940877	0	18.22955	2.319181	299.9572	0
14	12	0	12	925628.1	1940877	0	19.20462	3.083838	295.1856	0
15	13	0	13	925648.1	1940877	0	20.17969	3.152658	297.731	0
16	14	0	14	925668.1	1940877	0	21.15476	3.227402	300.1628	0
17	15	0	15	925688.1	1940877	0	22.12983	3.52635	300.2405	0



	녹색 : 활엽수림 (0.8)		적색 : 침엽수림(1.5)		황색 : 혼효림 (1.2)		보라색 : 기타 (1.0)
	화재가 발생한 셀		화재가 진압된 셀		화재로 소실된 셀		에이전트 (드론)

<그림 2. 데이터 기반 환경 시각화>

표 1 이 설명하는 통합 csv 파일에 저장된 좌표 데이터를 기준으로 각 격자에 수목 정보를 매핑하였다. 나무가 존재하는 좌표는 수종(1: 침엽수, 2: 활엽수 3: 혼효림, 4: 기타)에 따라 색상을 달리하여 렌더링하였다. 나무가 존재한다면 해당 셀은 기본 확산 확률(1%), 기본 소실 확률(0.1%)을 가지며, 수종에 따라 가중치를 적용하였다. 연소 특성이 강한 침엽수는 확산 속도가 빠르도록, 상대적으로 연소 특성이 낮은 수종은 확산 속도가 느리도록 설계하여 현실에서 나타나는 수종별 확산 속도 차이를 반영하였다. 각 격자는 전처리된 CSV 파일의 경사도(Slope) 및 사면향(Aspect) 데이터를 포함하며, 바람의 영향을 고려하여 확산 확률을 동적으로 조정하도록 구성하였다. 경사가 증가할수록 화재 확산 및 자연 소화 확률이 증가하도록 설계하였으며, 에피소드마다 무작위로 설정되는 풍향(동, 서, 남, 북)과 사면 방향 간의 각도 차이를 계산하여 바람 가중치를 적용하였다.

에이전트는 맵 내부의 고정된 보급소에서 제한된 횟수의 소화탄을 보유한 상태로 시작하며, 소화탄을 모두 사용하면 보급소로 복귀하여 재충전해야 한다. 에피소드 시작 시 건강한 수목이 존재하는 구역 중 한 지점을 중심으로 2x2 범위의 초기 화재가 무작위로 발생한다. 이후 에이전트가 모든 화재를 진압하거나, 초기 수목의 50% 이상이 소실되거나, 최대 스텝 수(1000 회)에 도달하면 에피소드는 종료된다.

구분	항목	상세 내용
기본 구조	Grid Size	50 x 50 (20m * 20m 격자)
데이터 소스	CSV 지형	수봉산 데이터 (경사도, 사면향, 수목종류, 식생여부)
수목 가중치 (tw)	연소 속도	침엽수(1.5), 활엽수(0.8), 혼효림(1.2), 기타(1.0)
지형 가중치 (sw)	경사 영향	1.0 + (slope / 45.0)
기상 가중치 (aw)	바람 영향	바람 방향과 사면향 일치 시 최대 3.0 가중치

확산 확률 (P)	최종 확률	$P = 0.01 * tw * sw * aw$
소실 확률 (P)		$P = 0.001 * tw * sw * aw$

<표 2. 환경 설명>

본 프로젝트에서는 식생, 경사도, 사면향이 산불의 확산에 미치는 영향을 폭넓게 조사하여 아래와 같이 시뮬레이션 환경에 반영하였다.

- 수종별 확산 속도 차이

산불 확산은 수종에 따른 발열량 및 연소 지속 특성 차이에 영향을 받는다. 국립산림과학원 자료(2025)에서는 침엽수의 열에너지가 활엽수 대비 약 1.4~1.5 배 높고, 연소 유지 시간이 약 2.4 배 길어 대형 산불로 전이될 위험이 상대적으로 크다고 보고한다. 이를 반영하여 본 환경에서는 임상도의 수종 정보(forest_type)를 침엽수·활엽수·혼효림·기타로 구분하고, 침엽수의 확산 영향이 더 크게 나타나도록 가중치를 차등 부여하였다.

- 경사도 기반 확산 가속

경사도는 상향 경사 방향에서 열기류 및 화염 접촉이 유리해지며 확산 속도를 증가시키는 요인으로 보고된다. 채희문·이찬용(2003)의 모형실험에서는 경사 15% 대비 30%, 45%, 50% 조건에서 확산 속도가 각각 1.5 배, 6.8 배, 13.7 배로 증가한다고 제시하였다 또한 안상현·신영철(2008)은 경사 조건에서 상향 경사가 하향 경사보다 확산이 더 빠르며, 예시로 경사 30°에서 상향/하향 확산속도 비가 약 4.68 배, 상향/평지 비가 약 2.8 배로 나타난다고 보고하였다. 한편 국립산림과학원 자료에서도 경사 30°에서 산불 확산 속도가 평지 대비 최대 3 배 빨라질 수 있음을 정리하고 있다. 이를 참고하여 본 환경에서는 DEM 으로부터 산출한 경사도(slope)를 활용해 경사가 증가할수록 격자 간 확산 확률이 증가하도록 설계하였으며, 확산 가속을 위한 계산식(예: $1.0 + \text{slope}/45.0$)은 본 연구의 모델 단순화를 위한 설정이다.

- 사면향에 따른 방향성

사면향은 일사량 및 건조도 차이와 연관되어 발화 및 확산 경향에 영향을 줄 수 있다. 이병두·구교상·이명보(2009)의 사례 분석에서는 산불의 57%가 남향 계열에서 발생하였고, 주풍(서풍 계열 66%)의 영향으로 68%가 동향으로 확산된 것으로 보고되었다. 또한 윤혜연·장동호(2021)는 경북 지역 발화지 분석에서 남사면의 발생 비율이 22.8%로 가장 높게 나타났다고 보고하였다. 이에 본 환경에서는 사면향(aspect)과 바람 방향의 상대 각도를 활용해, 바람과 사면향이 유사한 방향일 때 확산 확률이 커지도록 방향성 가중치를 부여하였다.

3. 마르코프 결정 과정(MDP) 모델 설계

에이전트의 효과적인 강화학습을 위해 환경 내 상호작용을 마르코프 결정 과정(MDP)으로 정의하였으며, 상태, 행동, 보상, 전이 확률은 다음과 같이 설계되었다.

3.1 상태(State)

학습 효율성을 높이기 위해 맵 전체의 이미지 픽셀이 아닌, 에이전트의 의사결정에 직결되는 9 차원의 연속형 벡터 정보를 상태 공간으로 정의한다. 이 벡터에는 에이전트의 현재 좌표, 환경의 풍향 벡터, 잔여 소화기 개수, 에이전트 위치 기준 가장 가까운 불까지의 상대 거리, 그리고 '확산확률이 가장 높은 불'까지의 상대 거리가 포함된다.

index	데이터 명칭	설명
0, 1	Agent Pos	에이전트의 현재 x, y 좌표
2, 3	Wind Obs	바람 방향의 이진 매핑 값 (N, S, E, W 대응) ex. (0,1) -> 서풍
4	Ammo	소화탄 잔여 개수 (0 이 되면 랜덤 위치로 이동 및 리필)
5, 6	Closest Fire	가장 가까운 불까지의 상대적 거리 (dx, dy)
7, 8	Dangeous Fire	확산 위험도가 가장 높은 불까지의 상대적 거리 (dx, dy)

<표 3. 상태(state) 설명>

3.2 행동(Action)

에이전트의 행동 공간은 상, 하, 좌, 우 4 방향으로 이동하는 이산형(Discrete) 구조로 설정되었다. 이동하려는 대상 셀이 불타고 있는 나무일 경우, 에이전트가 해당 위치로 이동함과 동시에 소화기를 1 회 소모하여 자동으로 화재를 진압하도록 구현되었다.

행동 (Discrete 4)	이동	0: 우, 1: 하, 2: 좌, 3: 상 (불 칸 진입 시 자동 진압)
-----------------	----	-----------------------------------------

<표 4. 행동(action) 설명>

3.3 보상(Reward)

신속한 산불 진압과 숲의 보존을 유도하기 위한 보상 체계를 구축했다. 기본적으로 매 스텝마다 페널티(-0.5)를 부여하여 불필요한 움직임을 최소화하고, 불을 향해 이동할 때 (특히 위험도가 높은 불일 경우) 추가적인 보상을 제공하여 에이전트의 행동 방향을 유도한다. 화재를 진압했을 때는 해당 화재의 확산 확률과 주변 건강한 나무 수에 비례한 큰 보상을 지급하여, 피해가 커질 수 있는 구역을 우선적으로 방어하도록 한다.

반면, 화재가 다른 나무로 확산될 때마다 페널티를 부여하고, 에피소드 종료 시 남아있는 건강한 나무의 수에 비례해 최종 보상을 가감함으로써 '숲의 보존'이라는 궁극적인 목표를 달성하도록 설계했다.

구분	항목	내용 및 수치
양의 보상 (+)	진압 보상	$10.0 + (\text{해당 셀의 확산 확률} * 100.0) * (\text{인접한 정상 나무 수})$
	접근 보상	불 또는 위험 지역과 가까워질 시 각 + 0.05
	최종 성공	(잔여 나무 수 * 10.0)
음의 보상 (-)	시간 비용	매 스텝 -0.5
	확산 페널티	신규 발화 발생 시 -1.0 (그루당)
	임무 실패	나무 50% 소실 시 -1000.0

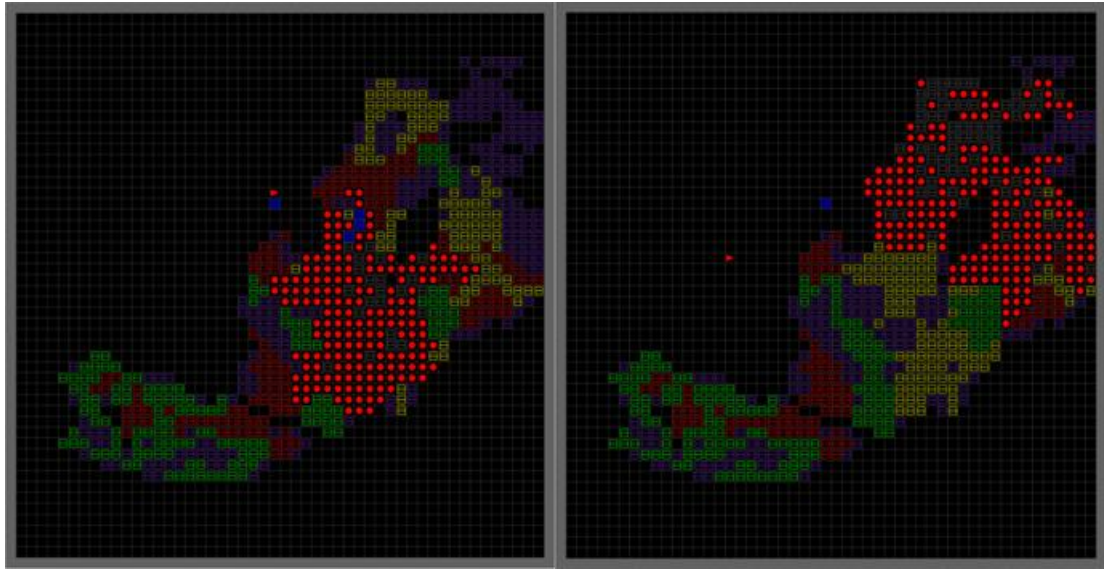
<표 5. 보상(reward) 설명>

3.4 전이 확률(Transition Probability)

환경의 상태 전이는 결정론적 요소와 확률적 요소가 혼합되어 있다. 에이전트의 이동과 소화기 충전 등 물리적인 행동은 결정론적으로 즉시 반영되지만, 산불의 확산과 자연 소화 현상은 확률적으로 발생한다. 매 스텝마다 불타는 나무의 상하좌우에 위치한 건강한 나무로 불이 옮겨붙을 확률, 그리고 불타는 나무가 완전히 전소하여 재로 변할 확률은 앞서 언급한 지형 데이터(수종, 경사도, 풍향 등)의 가중치를 종합하여 독립적으로 계산된다.

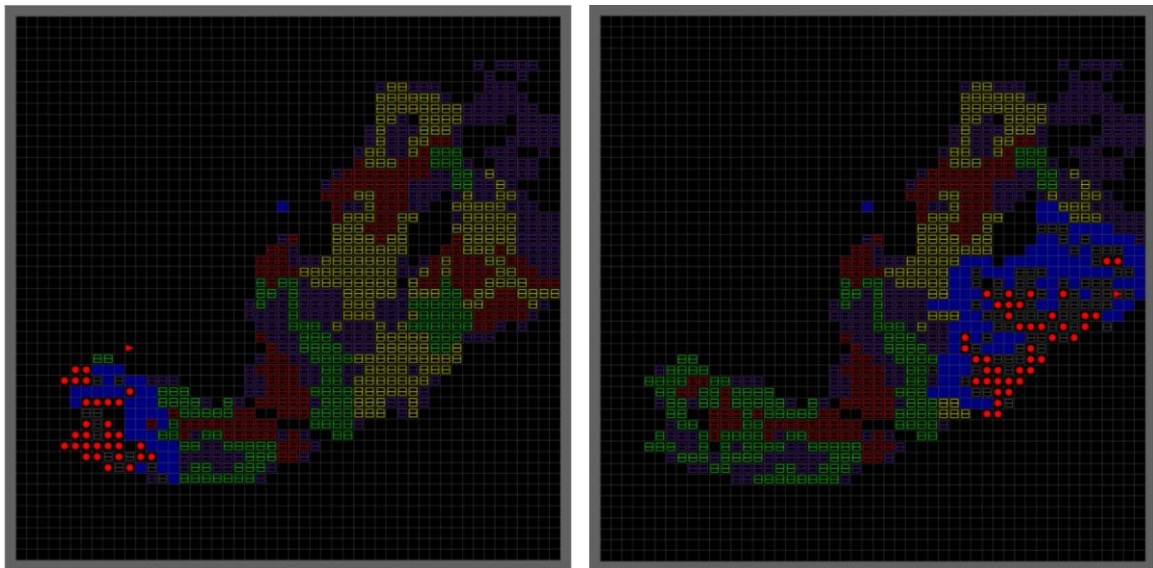
4. 학습 결과

학습 초기 단계에서 에이전트(드론)는 환경의 복잡한 화재 확산 메커니즘을 온전히 이해하지 못하여 매우 비효율적인 행동 패턴을 보였다. 지형적 특성이나 화재의 확산 잠재력을 고려하지 않은 채 단순히 가장 가까운 불꽃만을 맹목적으로 쫓거나, 불필요한 이동으로 제한된 소화 자원을 낭비하기도 했다. 이로 인해 강풍이나 가파른 사면을 타고 급격히 번지는 화재의 확산 속도를 제때 제어하지 못했고, 결과적으로 숲의 절반 이상이 전소되어 에피소드가 조기에 실패로 끝나는 등 저조한 방재 성능을 기록했다.



<그림 3. 학습 전 환경 시각화>

그러나 학습이 누적됨에 따라 에이전트는 점차 환경의 전이 확률과 보상 함수의 구조를 파악하며 고도화된 전략적 행동을 취하기 시작했다. 단순히 물리적 거리가 가까운 불이 아니라, 풍향과 경사도 가중치가 결합되어 인접한 건강한 수목으로 번질 위험이 큰 '고위험군' 화재를 우선적으로 타겟팅하는 공간적 전략을 스스로 터득했다. 또한, 잔여 소화 자원을 철저히 계산하여 동선의 낭비 없이 적절한 타이밍에 보급소로 귀환하는 등 효율적인 자원 관리 능력까지 보여주었다. 결과적으로 연쇄적인 화재 확산의 고리를 초기에 차단해 내며, 에피소드 종료 시점의 산림 보존율을 극대화하는 최적의 정책으로 수렴하는 데 성공하였다.



<그림 4. 학습 후 환경 시각화>

rollout/		rollout/		rollout/	
ep_len_mean	634	ep_len_mean	695	ep_len_mean	283
ep_rew_mean	-1.42e+03	ep_rew_mean	207	ep_rew_mean	7e+03
time/		time/		time/	
fps	327	fps	334	fps	408
iterations	2	iterations	9	iterations	91
time_elapsed	100	time_elapsed	440	time_elapsed	36450
total_timesteps	32768	total_timesteps	147456	total_timesteps	1490944
train/		train/		train/	
approx_kl	0.006647408	approx_kl	0.005744517	approx_kl	0.0018755626
clip_fraction	0.0264	clip_fraction	0.0303	clip_fraction	0.00497
clip_range	0.2	clip_range	0.2	clip_range	0.2
entropy_loss	-1.38	entropy_loss	-1.28	entropy_loss	-0.864
explained_variance	-0.00153	explained_variance	0.0166	explained_variance	0.0654
learning_rate	0.0001	learning_rate	0.0001	learning_rate	0.0001
loss	4.02e+03	loss	200	loss	1.16e+06
n_updates	10	n_updates	80	n_updates	900
policy_gradient_loss	-0.00199	policy_gradient_loss	-0.00268	policy_gradient_loss	-0.000767
value_loss	1.14e+04	value_loss	6.28e+04	value_loss	1.32e+06

<그림 5. 학습 로그 비교, 왼쪽부터 차례로 학습 초반, 중반, 후반>

본 실험의 모델 학습은 Stable-Baselines3 라이브러리에서 제공하는 PPO(Proximal Policy Optimization) 알고리즘의 기본 설정값을 적용하여 수행되었다. 학습은 총 150 만 스텝(Step) 동안 진행되었으며, CPU: Intel Core i7-9700K GPU: NVIDIA GeForce RTX 2060 (6GB VRAM), RAM: 32GB DDR4 환경에서 최종 모델 수렴까지 약 10 시간의 학습 시간이 소요되었다. 학습 로그에 대한 분석은 아래와 같다.

- 학습 초반

환경 미적응 및 패널티 누적 단계 학습 초기 평균 보상은 -1,420 으로 매우 낮게 관찰된다. 이는 에이전트가 화재 진압 행동을 학습하지 못한 채 무작위 탐색을 수행하며, 화재 확산에 따른 막대한 누적 패널티를 받고 있음을 의미한다. 설명 분산(explained_variance)이 음수(-0.00153)를 기록하는 것은 가치 함수가 환경의 보상 구조를 전혀 예측하지 못하는 불확실성 극대화 상태임을 시사한다.

- 학습 중반

행동-보상 인과관계 형성 단계 학습이 진행됨에 따라 음수에 머물던 보상이 207 로 상승하며 양수로 전환된다. 무작위 행동 중 우연히 화재를 진압하여 얻은 보상이 정책 업데이트에 반영되기 시작한 시점이다. 이 과정에서 가치 손실(value_loss)이 상승하는 것은 에이전트가 예상치 못한 큰 보상을 경험하며 기존의 예측치를 공격적으로 수정하고 있음을 나타내며, 상태(State)에 따른 적절한 진압 행동(Action)을 매핑하기 시작한다.

- 학습 후반

전략적 최적화 및 효율성 극대화 단계 학습 후반부에 도달하면 평균 보상이 7,000 으로 비약적으로 상승하며 안정적인 수렴 궤도에 진입한다. 특히 주목할 점은 평균 에피소드 길이가 초반 대비 약 55% 이상 단축(634 → 283)되었다는 점이다. 이는 에이전트가 단순히 불을 끄는 행위를 넘어, 지형과 바람 등의 환경적 요소를 완벽히 인식하여 최소한의 기동으로 화재를 조기에 제압하는 최적의 전략적 판단을 내리고 있음을 정량적으로 증명한다.

결과적으로 에이전트는 반복 학습을 통해 '화재 확산 방지'와 '조기 진압'이라는 두 가지 목표를 동시에 달성하는 방향으로 진화하였다. 이는 숲의 지형적 특성을 고려한 전략적 기동이 성공적으로 학습되었음을 뒷받침하는 결과이다.

5장. 결론 및 한계점

본 프로젝트는 인천광역시 미추홀구 수봉산 일대($1\text{ km} \times 1\text{ km}$)를 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 격자로 분할한 환경을 대상으로, 공공데이터 기반 지형·식생 정보를 결합한 산불 확산 시뮬레이션 환경을 구성하고 드론 운용 의사결정을 강화학습으로 검토하였다. 산불 확산(상태 전이)과 드론 운용 제약을 반영한 강화학습 환경을 구성하였으며, 드론 에이전트가 이동-투하-복귀의 의사결정을 반복하도록 MDP 모델을 정의하였다. 정책 학습은 PPO(Proximal Policy Optimization) 기반으로 수행하였다. 학습 결과, 제한된 배터리 및 탑재량 조건에서 진압 우선순위와 복귀 타이밍을 고려한 행동 양상이 형성됨을 시뮬레이션 내에서 정성적으로 확인하였다.

5.1 기대 효과

본 프로젝트는 공개 공간데이터를 기반으로 산불 대응 시나리오를 격자 단위로 구성하고, 강화학습 기반으로 드론 운용 의사결정을 반복 검토할 수 있는 구조를 제시하였다. 이러한 접근은 특정 지역에 국한된 실험이 아닌, 실제 무인 드론 기반 산불 대응 시스템 도입을 검토하는 과정에서 사전 운용 시나리오를 분석하기 위한 참고 프레임워크로 활용될 수 있다.

특히 드론의 배터리 지속시간과 소화자원 탑재량이 제한된 상황에서, 어느 지역을 우선적으로 진압하고 언제 보급소로 복귀할 것인지와 같은 운용 의사결정을 시뮬레이션 기반으로 반복 검증할 수 있다는 점에서, 실제 현장 적용 이전 단계의 정책·운용 설계 도구로 활용 가능성이 있다. 또한 동일한 유형의 공개 공간정보를 확보할 수 있는 다른 산림 지역에도 적용 가능하므로, 향후 지역 맞춤형 드론 운용 전략 수립 및 재난 대응 의사결정 지원 시스템으로 확장될 수 있는 기반을 제공한다.

5.2 현실 적용 시 고려사항

본 프로젝트의 적용 시나리오는 야간 등 초기진압이 어려운 상황에서 소화탄 투하 드론이 초동대응을 수행하여 인력이 도착하기 전까지 확산을 억제하고 시간을 확보하는 개념을 전제로 한다. 다만 실제 도입 단계에서는 성능 비교뿐 아니라 운용·제도 요건을 함께 검토해야 한다.

- 비행 승인/특별비행승인

현행법 상 야간 비행 또는 가시권 밖 비행은 사례별로 검토하여 제한적으로 허용하는 “특별비행승인” 대상에 해당한다. 따라서 야간 초동대응을 전제로 할 경우, 비행계획서·비상상황 절차·기체 제원/성능·운용한계 등 승인에 필요한 자료를 사전에 준비하고, 승인 범위 내에서 운용되도록 설계할 필요가 있다.

- 통제센터 기반 원격 운용의 리스크

현장 조종자 미배치 운용은 통신 품질 저하/두절 시 즉시 위협으로 연결되므로, 링크 품질 모니터링, 통신 두절 시 자동 복귀 같은 페일세이프, 임무 중단 기준(기상/연기/가시성/배터리 등), 비상상황 매뉴얼을 운용 절차에 포함해야 한다.

- 야간 투하 임무의 안전구역 설정

야간 투하는 낙하물 안전(비산/반동/오투하), 인명·시설물 회피, 투하 가능 고도·풍속 한계, 잔불 재발화 등 안전요소가 얹힌다. 따라서 드론이 자동으로 “투하 가능/불가”를 판단할 수 있는 금지구역·완충구역(도로/주거지/전력설비 등)과 투하 조건(풍속, 고도, 위치오차)을 명시적으로 정의할 필요가 있다.

5.3 한계점

공개 공간데이터를 활용하여 현실 지형·식생 정보를 반영한 산불 진화 시뮬레이션 환경을 구축하였으나, 실제 산불 확산 과정에 영향을 미치는 다양한 요인을 모두 반영하지는 못하였다. 특히 풍속, 습도와 같은 기상 요인은 산불 확산 속도와 방향을 결정하는 핵심 요소임에도 불구하고, 본 환경에서는 데이터 확보 및 모델 복잡도 문제로 인해 충분히 반영되지 않았다. 또한 본 연구의 산불 확산은 격자 기반 상태 전이 규칙을 중심으로 구성되어 있으며, 실제 화재 확산을 설명하는 물리 기반 확산 모델을 적용하지 못했다는 한계가 존재한다. 이에 따라 시뮬레이션 결과가 실제 산불 확산 양상을 완전히 재현한다고 보기는 어렵다.

강화학습 환경은 단일 드론 에이전트를 가정하여 설계되었으며, 실제 재난 대응 환경에서 요구될 수 있는 다수 드론 간 협력 운용, 자원 분배 및 충돌 회피 문제는 고려되지 않았다. 마지막으로 드론의 이동 및 투하가 이상적으로 수행된다는 가정을 포함하고 있어, 실제 운용에서 발생할 수 있는 통신 지연, 위치 오차, 투하 오차 및 비행 안정성 문제 등을 충분히 반영하지 못하였다. 따라서 본 결과는 실제 성능을 직접 보장하기보다는, 도입 검토 단계에서 운용 전략을 비교·검토하는 목적에 우선적으로 해석될 필요가 있다.

5.4 향후 연구 방향

향후 연구에서는 산불 확산의 현실성을 더욱 향상시키기 위해 풍속, 습도 등 기상 요인을 격자 상태 변수에 통합하고, 이를 기반으로 보다 정교한 확산 모델을 구축할 필요가 있다. 또한 단일 드론 운용 가정을 확장하여 다중 에이전트 강화학습(Multi-Agent Reinforcement Learning)을 적용함으로써, 드론 간 역할 분담, 협력 진압 및 자원 배분 전략을 학습하는 방향으로의 확장이 요구된다.

더 나아가 드론의 배터리 소모 특성, 비행 안정성, 통신 범위 제한, 투하 오차 등 실제 운용 과정에서 발생하는 제약을 환경 모델에 반영함으로써 시뮬레이션과 실제 운용 간의 차이를 줄이는 연구가 필요하다.

REFERENCES

1. 안희영, 고석재, 안수정, 정유경, 김세정, 임가현. (2025). *2025 년 산불 제대로 알기* (연구자료 제 1156 호). 국립산림과학원.

2. 이시영, 전계원, 이명옥, 전근우. (2008). 산불발생 후 소나무 피해 및 식생복원 실태분석. *한국방재학회논문집*, 8(1), 71-79. 한국방재학회.
3. 채희문, 이찬용. (2003). 산불 확산에 영향을 미치는 임지내 산림연료와 경사도에 관한 연구. *한국농림기상학회지*, 5(3), 179-184. 한국농림기상학회.
4. 안상현, 신영철. (2008). 경사에 따른 산불의 확산속도. *한국방재학회논문집*, 8(4), 75-79.
5. 이병두, 구교상, 이명보. (2009). 사례 조사를 통한 산불 방향 및 확산 특성. *한국방재학회논문집*, 23(5), 96-102.
6. 윤혜연, 장동호. (2021). 우도비를 적용한 경상북도 산불 발화지의 공간분포 특성 연구. *한국지리학회지*, 10(1), 167-180. doi:10.25202/JAKG.10.1.11 한국지리학회.
7. 송학수, 권오성, 이상희. (2014). 지형구조와 나무밀도가 산불패턴에 미치는 영향. *한국농림기상학회지*, 16(4), 259-266.
8. 강성철, 원명수, 윤석희. (2016). UAS 기반 영상과 공간정보를 이용한 산불 피해면적 산정. *한국지리정보학회지*, 19(4), 146-156. doi:10.11108/kagis.2016.19.4.146 한국지리정보학회.