

한화사이언스챌린지 2021 연구계획서

주제분야	□에너지(태양광 등) □ 바이오 (질병, 식량 등) □ 기후변화 □ 물
팀 명	OUTLIERS
프로젝트명 (100자)	AlphaSolar: 심층 강화학습을 이용한 태양광 발전기 채산성 개선
연구 목적 (1,000자)	<p>기후 변화 위기를 극복하기 위해 화석 연료를 깨끗한 에너지로 대체하려는 전 세계적 변화가 일고 있다. 많은 나라가 지속 가능한 발전 수단인 태양광 발전 연구에 큰 힘을 쏟고 있다.</p> <p>태양은 온실가스나 오염 물질을 배출하지 않는 친환경 에너지원이며 자원 고갈 우려가 없다. 운송 요구 조건이 평균 이상의 일사량 및 일조 시간, 적정 면적 이상의 부지 등으로 다른 신재생 에너지 대비 진입 장벽이 낮은 것이 태양광 발전의 대표적인 장점이다.</p> <p>또한 생산 과정에서 발생하는 유해물질의 양이 미미하고, 발전 과정에서 어떠한 화합물이나 부산물도 배출하지 않으며, 수명은 약 25년으로 수명을 다한 후 부품의 90% 이상을 재활용/재사용할 수 있어 친환경적이라는 장점이 있다.</p> <p>하지만 매력적인 장점 뒤 주 에너지원으로 자리매김하기 위해 꼭 넘어야 할 난관도 있다. 태양광 발전은 해가 떠 있는 동안 유효한 발전수단으로 흐린 날이나 밤에는 전기공급에 차질을 빚는 등 발전기가 설치된 위치, 기상 조건에 따른 시공간 제약을 받는다.</p> <p>또한, 발전 효율이 낮은 태양광 발전으로 많은 양의 전기를 생산하기 위해선 다량의 패널과 넓은 설치 면적이 요구된다. 그러나 인구밀도도 높고 산지가 많은 한국의 특성상 태양광 발전 비율을 높이는 데 한계가 있다. 넓은 부지를 마련하기 위해 산림이 훼손되는 환경 문제 역시 발생한다.</p> <p>따라서 해결 방안으로 인공지능을 활용한 솔루션을 떠올리게 되었다. 날씨 변화, 구름 및 주변 환경의 다양한 반사 지표를 통해 태양광 패널 자체의 성능을 최적화하고, 지구와 태양의 미묘한 움직임을 감지하여 복잡한 하드웨어 없이도 각 유형의 일사량에 대해 주어진 가용성을 최적화하는 인공지능 기반 솔루션을 고안한다.</p> <p>이는 상황 변화에 따른 유연한 대처로 태양광 발전의 채산성과 환경적 제약을 극복할 수 있는 솔루션으로 발전 설비의 자동화·무인화로 인건비를 절감하고, 신재생 에너지 발전 효율을 극대화하여 한국형 태양광 발전의 비율을 높이는데 이바지할 수 있을 것으로 기대한다.</p> <p>- 연구 주제를 선택한 동기와 중요 목적을 서술하세요.</p>

**연구 방법
(1,000자)**

선행 연구들은 대부분 휴리스틱을 적용한 주변 환경 모델을 기반으로 패널 각도를 조절하는 방법론들에 대한 연구이다. 대부분 특정한 주변 환경에 대해 간단화된 수학 모델을 제시하고, 이것을 바탕으로 최적화를 시도한다. 이러한 방법들의 한계는 다양한 주변 환경의 변화에 대해 유연하게 대처할 수 없다는 점이다.

휴리스틱 알고리즘의 대체재로 심층 강화학습(DRL)이 있다. 이는 센서로 받아들인 주변 환경에 대한 데이터를 인공 신경망(ANNs)으로 처리해 상황 변화에 따른 유연한 대처가 가능하다. 인공 신경망은 기상 정보를 담은 간단화 된 이미지와 같은 비선형적인 신호를 잘 처리하기 때문이다. 인공 신경망을 이용한 방법들은 보통 데이터에 비례한 성능향상을 보인다. 따라서 시뮬레이션을 이용해 빠르게 학습하고, 실제 데이터를 이용해 더 개선할 수 있을 것이다.

심층 강화학습과 같은 학습 기반 방법은 모델링 된 환경에 새로운 변수가 개입했을 때 새로이 모델링할 필요가 없다는 특징이 있다. 만약 환경을 고려해 설비된 태양광 발전 시설 근처에 빌딩과 같은 고층의 건축물이 들어선다면, 그림자, 빛 반사 등 여러 변수가 개입하게 된다. 기존 방법은 새로운 변수가 개입했을 때 매번 새로운 모델을 고안해야 한다. 그러나 심층 강화학습을 이용하면 시뮬레이션 상의 변수만 바꿔 학습시키면 새로운 모델을 얻어낼 수 있다.

또한, 이 문제는 최적화가 요구되는 보상(채산성), 보상에 영향을 미치는 요인(태양, 구름의 위치 등 주변 환경) 등이 명확히 정의되기에 심층 강화학습을 이용해 문제를 정의하고 해결하는 것이 타당하다.

이에 인공 신경망을 이용해 태양의 위치와 여러 요인에 의해 발생하는 그림자를 인지하고 상황에 따라 채산성을 최대화하는 차별화된 심층 강화학습 기반 인공지능을 문제 해결에 도입하고자 한다.

- 연구하고자 하는 주제의 기존 연구 방법과 제시하고자 하는 아이디어의 차별성을 명시하세요

연구 내용
(2,000자)

인공지능을 활용해 태양광 발전기의 채산성 개선 문제를 풀기 위해서는 강화학습 환경을 정의하고 강화학습 알고리즘을 환경에 적용하여 인공 신경망을 학습할 것이다. 최종적으로는 학습된 신경망을 실제 발전기에 적용할 것이다.

개발환경은 Python과 TensorFlow, OpenAI Gym, Ray 등을 사용하여 시뮬레이션, 강화학습 알고리즘을 구현하고 실행한다.

강화학습 환경을 구축하기 위해서는 태양과 태양광 발전기, 그리고 외부 환경에 대한 시뮬레이션이 필요하다. pysolar와 같은 오픈소스 라이브러리를 사용해 위치와 년, 월, 일, 시간에 따라 태양의 위치를 태양광 발전기를 기준으로 구한다. 완벽한 해를 구하는 데는 매우 많은 컴퓨팅 자원이 들어가기 때문에 간단한 근사 방법을 사용할 것이다. 다음은 외부 환경(구름)에 대한 시뮬레이션이다. 구름이 등장하는 분포는 알거나 가정하기 힘들다. 따라서 구름의 크기와 위치는 정규분포에 따라 결정되는 것으로 가정한다.

강화학습 문제는 보통 MDP(Markov Decision Process)로 정의된다. 강화학습 문제에서 가장 중요한 것이 MDP를 이용해 강화학습 문제를 잘 정의하는 것이다. MDP는 몇 가지 구성 요소가 있다. 그 중 우리가 정의해야 할 것은 상태, 행동, 그리고 보상이다.

심층 강화학습은 인공 신경망을 이용한 학습 방법이기 때문에 이미지와 같은 입력에 대한 특징 추출에 특화되어 있다. 따라서 상태는 시뮬레이션 상의 태양과 구름의 간단화된 이미지로 정의한다. 16x16 사이즈의 이미지를 기본으로 하여 여러 가지 크기를 시도할 것이다.

다음은 행동이다. 행동은 두 가지 정의를 사용할 수 있다. 첫 번째는 행동을 이산화하여 패널을 움직일 수 있는 방향 당 하나의 액션을 할당해 주는 것이다. 예를 들면 (동/서/남/북) 쪽으로 5도씩 움직이는 행동이다. 두 번째는 행동을 연속적으로 정의하는 것이다. 움직일 수 있는 방향 당 하나의 행동을 할당해 주되, 행동의 값이 연속적인 실수로 나오게 한다. 전자에 비해 조금 더 정밀한 제어가 가능하나 학습의 복잡도가 올라가는 문제가 있을 수 있다. 두 가지를 모두 구현하여 실험할 것이다. 행동은 현실적인 제어를 위해 5분이나 10분의 주기를 가지고 적용한다.

마지막으로 보상이다. 보상은 강화학습 에이전트의 상태의 따른 행동을 평가하는 방법에 대한 정의이다. 에이전트가 태양과 구름의 상태를 보고 태양광 발전기의 각도를 조절하여 채산성을 최대화 하는 것이 목적이다. 그러므로 우리는 시뮬레이션 상 조도를 측정하여 이것을 행동에 대한 보상으로 줄 것이다.

정확한 환경에 알맞는 강화학습 알고리즘의 선정 또한 매우 중요하다. 여러 가지 알고리즘을 사용할 예정이지만 가장 중점적으로 사용할 알고리즘은 바로 PPO(Proximal Policy Optimization) 이다. PPO는 OpenAI에서 개발되어 현재 수많은 프로젝트에서 주력 알고리즘으로 사용되고 있다. 안정적이고 빠른 수렴과 범용성을 자랑하는 알고리즘으로 알려져 있어 많은 연구에서 적용된다.

심층 강화학습은 인공 신경망을 사용하는 방법론이므로, 위에서 정의된 상태에 따라 인공 신경망도 달라져야 할 것이다. 먼저 픽셀 1000개 이하 이미지는 벡터화해 가장 간단한 형태의 신경망인 다층 퍼셉트론을 사용할 것이다. 픽셀 1000개 초과 이미지는 정교한 특징 추출이 중요해지므로 합성곱 신경망(CNNs)를 사용할 것이다. 순차적인 행동 결정에 도움이 되도록 순환 신경망을 두 신경망과 함께 같이 사용할 것이다.

최종적으로 시뮬레이션을 이용한 학습 후에는 아두이노와 온보드 컴퓨터를 이용한 태양광 발전기 샘플을 만들어 실제 발전기에 적용해 볼 것이다. 시뮬레이션과 최대한 비슷한 작용을 하도록 카메라와 조도센서, 서보모터 등을 적절히 설치해 발전기를 제작할 것이다.

	<p>- 본 연구를 구현할 구체적인 방법을 제시하세요.</p>
<p>예상 결과 (2,000자)</p>	<p>먼저 학습 측면에서는 전반적으로 시뮬레이션 상에서 대부분의 학습이 일어날 것으로 예상된다. 시뮬레이션을 하는 데 있어서 여러 가지 변수가 존재한다. 그 변수들에 따라 연구 결과가 다양하게 나타날 수 있다. 또한 사용하는 강화학습 알고리즘의 특성, 인공 신경망의 특성에 따라서도 연구 결과가 달라질 수 있다.</p> <p>시뮬레이션 상에 존재하는 첫번째 변수는 구름의 양이다. 구름을 정규분포에 따라 생성할 것이지만 그 빈도수와 크기, 그리고 투명도가 중요할 것이다. 구름 + 태양이 하나의 이미지로써 인공 신경망에 입력된다. 구름이 너무 많거나 투명도가 높다면 태양에 대한 특징점을 신경망이 잘 찾아내지 못할 수 있다. 특징점을 잘 찾아내지 못하는 것은 정밀한 제어가 불가능하다는 점으로 연결되므로 적절한 투명도와 크기, 빈도수를 구하는 것이 중요할 것으로 예상된다.</p> <p>두번째 변수는 이미지의 크기이다. 시뮬레이션 상에서 이미지의 크기는 다양하게 사용할 수 있다. 이미지가 크면 클수록 더욱 정밀한 제어가 가능할 것으로 예상된다. 하지만 일정 크기 이상에서는 효용성이 없을 것으로 예상된다. 동시에 이미지의 크기가 커지면 커질수록 인공 신경망의 크기도 함께 커져야 하므로 연산량이 늘어나며, 동시에 전기 소모량이 늘어나고 추론 속도는 느려질 것으로 예상된다. 정밀한 제어가 가능한 동시에 전기를 많이 소모하지는 않는 크기를 찾는 것이 중요할 것이다.</p> <p>인공 신경망의 종류와 크기에 따라서도 결과가 달라질 것이다. 먼저 가장 기본적인 형태의 신경망인 MLP를 사용한다면 간단하거나 작은 이미지에서는 잘 사용되지만 이미지가 커지면 커질수록 성능도 떨어지고 연산량 측면에서 속도도 느려질 것으로 예상된다. RNN을 사용하면 이전 입출력을 기억하는 RNN의 속성을 사용하여 구름이 활발하게 방향을 가지고 움직이는 환경에 적합할 것으로 예상된다. 추론 시에는 연산량이 적지만 학습 시 RNN의 특성 상 학습해야 할 변수가 많아 다른 신경망에 비해 학습이 느릴 것으로 예상된다. 마지막으로 CNN을 사용하면 이미지가 크면 클수록 성능이 좋을 것이다. 필터를 사용하여 이미지 등에서 특징을 추출하는 데 탁월한 신경망이기 때문이다. RNN과 함께 사용하면 시너지 효과를 기대해 볼 수 있을 것 같다.</p> <p>강화학습 알고리즘에 따라서도 학습의 경향성이나 결과물이 많이 차이가 날 것이다. 강화학습 알고리즘은 크게 정책 기반 강화학습과 가치 기반 강화학습 알고리즘으로 나뉜다. PPO와 같은 정책 기반 강화학습 알고리즘은 학습이 빠르고 안정적이라는 장점이 있다. 하지만 가치 기반 강화학습에 비해 전역 최적점이 아닌 국소 최적점에 빠져들 가능성이 높을 것이다. 행동이 실수 범위인 행동 집합에 대해서도 작동하여 범용성이 높다. 가치 기반 강화학습은 학습 시 데이터를 적게 쓰지만 학습이 다소 불안정하다는 단점이 있다. 문제 상황을 고려해 보았을 때 정책 기반 강화학습이 더 잘 적용될 것으로 예상된다.</p> <p>결론적으로 시뮬레이션과 실제 환경 모두에서 강화학습을 이용한 최적화 방법이 고정된 각도보다 더 높은 채산성을 가질 것으로 예상된다.</p> <p>- 연구 내용의 도출될 예상 결과를 서술하세요.</p>

참고문헌 URL (3개 이상 필수 기입)	※ 참고 사이트 - 논문, 특허, 연구 보고서 검색을 위한 사이트로 해당 사이트 내 회원가입 후 이용가능 합니다. - 중복된 연구계획서가 제출되지 않도록 제출 전 확인하시기 바랍니다. - 참고 사이트 외에서 연구계획서 작성 시 참고한 내용도 기입 가능합니다. * 국가과학기술정보센터 NDSL : www.ndsl.kr
	http://journalksnre.com/xml/14258/14258.pdf
	https://arxiv.org/pdf/1707.06347.pdf
	https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S030626191000396x
	https://www.cs.toronto.edu/~vmnih/docs/dqn.pdf
	https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0960148112006817
	- 연구 참고 문헌 및 관련 자료들의 URL을 기입하세요. (최소 3개 이상)
참가신청 경로	<input type="checkbox"/> 학교에 부착된 홍보물 및 공문 <input type="checkbox"/> 교사 소개 <input type="checkbox"/> 친구 선후배 <input type="checkbox"/> 학교 홈페이지 <input type="checkbox"/> 인터넷배너 광고 <input type="checkbox"/> SNS(페이스북 등) <input type="checkbox"/> 인터넷 카페, 블로그, 동아리 바이럴등 <input type="checkbox"/> 한화 사이언스챌린지 공식 홈페이지 <input type="checkbox"/> 기타()
<input type="checkbox"/> 위 내용은 타 대회 수상 내역 및 제출 사실이 없으며, 타 대회 수상 및 제출 내역 발각 시, 즉시 자격 박탈 및 수상 내용이 취소될 수 있음을 이해하고 동의합니다.	

- 프로젝트명 100자(공백 포함 / 사진 첨부 불가)
- 목적/방법 1,000자(공백 포함 / 사진 첨부 불가)
- 연구 내용/예상 결과 2,000자(공백 포함 / 사진 첨부 가능)

※ 제출 시 유의사항

- 체크 항목 표시 여부 확인
- 심사의 투명성과 공정성을 위하여 연구 계획서 내 인적 사항(학교명 등) 표기 금지
- 연구 내용 작성 시 참고 문헌이나 관련 자료들의 URL 반드시 함께 기입