빌딩의 방별 조명시스템 조도값 설정을 위한 강화학습 알고리즘 성능 비교 연구

김종민, 최석민, 김선용 동서대학교

{clay9502, choiseokmin}@naver.com, sykim@dongseo.ac.kr

A Comparison between Reinforcement Learning Algorithms for Controlling Lighting Systems in Buildings

Jong Min Kim, Seok Min Choi, Sunyong Kim Dongseo University

요 약

본 논문은 건물 에너지의 효율적인 관리를 위해 강화학습의 기법의 하나인 Multi-Armed Bandit(MAB)을 기반으로 각 방의 조도값을 조절하여 전력 사용량을 낮추는 동시에 각 방 사용자들의 불만족도를 최소화하는 최적의 설정값을 찾는 방법을 연구하였다. MAB 기법 중 대표적인 알고리즘인 Upper Confidence Bound와 Thompson Sampling 알고리즘을 적용 및 성능을 비교・분석하였다.

I. 서론

에너지의 효율적 관리는 '제5의 연료(The 5th Fuel)'로 불릴 만큼 상당히 높은 경제성을 가지고 있다 [1]. 환경 문제가 심각한 지금, 신재생 에너지 산업과 함께 에너지의 효율적인 관리는 주목받는 산업 중 하나이다. 특히 유례없는 IT 기술의 발전으로 AI 산업이 성장하면서 에너지를 효율적으로 사용하는 방법을 AI를 통해 찾으려는 기술 또한 개발이 활발히 이루어지고 있다. 본 논문은 전 세계 에너지 사용량의 약 20%를 차지하는 빌딩에너지 사용량에 주목하였으며 [2], 빌딩 에너지의 주된 에너지 소모 원중 하나인 조명시스템을 효과적으로 관리하기 위해 강화학습 알고리즘을 적용하고, 알고리즘별 성능을 비교 분석한다.

Ⅱ. 본론

본 논문에서는 건물 각 방의 전구의 조도 설정값을 조절하여 전력 사용량을 낮추기 위해 강화학습 기법의 하나인 Multi-Armed Bandit(MAB)을 사용할 것을 제안한다. MAB 기법은 Reward의 확률적 분포를 알 수없는 여러 개의 Arm 들 중에서 최적의 Arm을 찾아주는 기법이다. 시스템 환경은 각 방에 얼마만큼 전력을 공급하여 조도 설정값을 조절할지를 조합하여 각각의 Arm으로 매핑하였다. 각 방의 사용자들은 원하는 조도값이 존재하며, 이 값과 실제 방의 조도값이랑 차가 클수록 불만족도가 증가한다. 따라서 건물 각 방의 조도 설정값을 낮추어 전력 사용량을 낮추려고 한다면 각 방의 사용자들이 불만족도가 증가하는 것은 필연적이다. 본논문에서는 각 방의 전력 사용량과 불만족도를 합산한 값을 Reward로 정의하고 이를 최소화하는 방향으로 학습을 진행하였다. MAB 기법의 여러가지 알고리즘 중에서 가장 대표적인 2가지 알고리즘인 Upper Confidence Bound(UCB)와 Thompson Sampling(TS)의 성능을 비교하고자 한다.

Ⅲ. 성능 평가

본 논문에서는 성능 비교를 위해 다음과 같은 방법으로 세팅하고 시뮬레이션해 보았다. 건물에는 100㎡ 크기를 가지는 방 3개가 있다고 가정한다. 각 방엔 백열등을 사용한다고 가정하여 발광효율은 151m/W로 세팅하였고, 각 방의 최대 조도값은 1000 lux로 설정하였다. Arm은 20개의

Discrete 한 레벨(5%, 10%, …, 100%)을 갖는 각 방의 조도 설정값의 각조합으로 매평하였다. 따라서, 총 20³(=8,000) 개의 Arm을 갖게 된다. 각방의 사용자들은 각각 500, 700, 900 lux의 선호하는 평균 조도값을 가지며, 각각 가우스 분포(Gaussian distribution)을 따른다고 가정하였다. 이러한 환경에서 UCB와 TS 알고리즘을 적용 및 학습한 결괏값(Reward)은 다음의 그런 1과 간다. 그래프를 보며 TS 모델이 LICB 모델

(Reward)은 다음의 그림 1과 같다. 그래프를 보면 TS 모델이 UCB 모델보다 최적의 Arm을 찾는 속도가 빠르나, 일정 수준의 학습이 된 이후에는 UCB 모델이 더 좋은 Arm을 찾아주는 것을 확인할 수 있다.

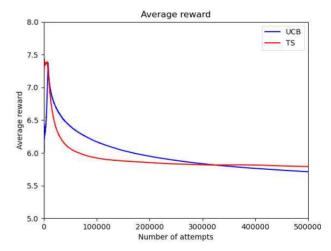


그림 1. 학습 진행에 따른 평균 Reward의 변화 비교

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원 (No. 2022R1G1A1011513)과 2022년 과학기술정보통신부 및 정보통신기 획평가원의 SW중심대학사업의 연구 결과로 수행되었음(2019-0-01817)

참고문헌

[1] The Economist Special Report, "Invisible Fuel", 2015. ((https://www.economist.com/special-report/2015/01/15/invisible-fuel) [2] S. Kim and H. Lim, "Reinforcement learning based energy management algorithm for smart energy buildings," Energies, vol.11, no.8, 2018.