



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0092816
(43) 공개일자 2024년06월24일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

F24F 11/63 (2018.01) *F24F 11/46* (2018.01)
F24F 11/56 (2018.01) *F24F 110/10* (2018.01)
F24F 110/20 (2018.01) *F24F 140/00* (2018.01)
G05B 13/02 (2006.01) *G06N 3/092* (2023.01)

(52) CPC특허분류

F24F 11/63 (2018.01)
F24F 11/46 (2018.01)

(21) 출원번호 10-2022-0175556

(22) 출원일자 2022년12월15일

심사청구일자 2022년12월15일

(71) 출원인

인천대학교 산학협력단

인천광역시 연수구 갯벌로 27, 인천대학교 이노베이션센터(송도동)

(72) 발명자

김관호

인천광역시 연수구 컨벤시아대로42번길 61, 802동 2402호(송도동, 송도 더샵 그린애플비뉴 8단지)

김종은

인천광역시 부평구 안남로222번길 30, 202동 106호(산곡동, 경남아파트)

김수희

인천광역시 미추홀구 문화로 51, 101동 203호(관교동, 풍림아파트)

(74) 대리인

특허법인충정

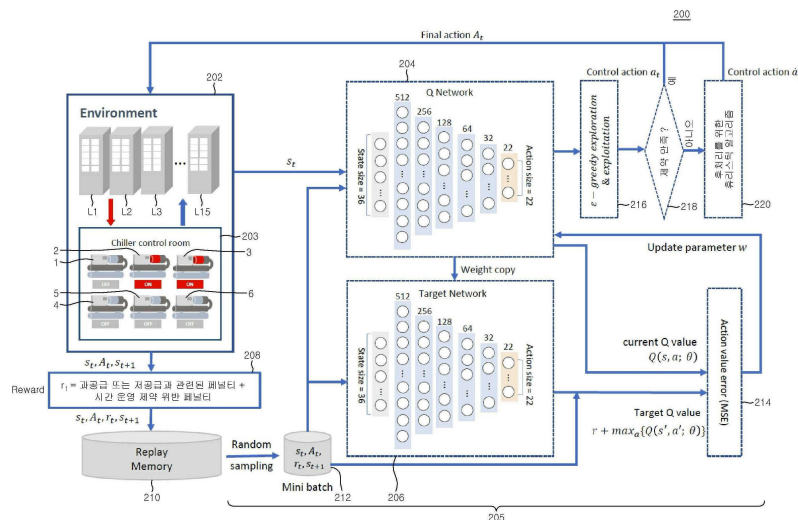
전체 청구항 수 : 총 12 항

(54) 발명의 명칭 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법 및 장치

(57) 요약

본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법은, 하나 이상의 프로세서를 포함하는 장치에 의해 수행되는 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법으로서, (A) 복수의 냉동기를 포함하는 다건물 냉방 시스템과 관련된 상태 정보 및 현재의 냉동기 운영 정보를 획득하는 단계; 및 (B) 상기 상태 정보 및 상기 현재의 냉동기 운영 정보에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 냉동기의 운영 정보를 결정하는 단계를 포함한다.

대표도



(52) CPC특허분류

F24F 11/56 (2018.01)

G05B 13/0265 (2013.01)

G06N 3/092 (2023.01)

F24F 2110/10 (2018.01)

F24F 2110/20 (2018.01)

F24F 2140/00 (2023.05)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1415180006

과제번호 20212020900090

부처명 산업통상자원부

과제관리(전문)기관명 한국에너지기술평가원

연구사업명 에너지수요관리핵심기술개발(에특)

연구과제명 에너지 다소비 건물의 에너지 관리 및 최적화를 지원하는 국내외 기술표준 연계형 디지털 트윈 플랫폼 및 사업 모델 개발

기 여 율 1/1

과제수행기관명 (주)에코시안

연구기간 2022.02.01 ~ 2022.12.31

명세서

청구범위

청구항 1

하나 이상의 프로세서를 포함하는 장치에 의해 수행되는 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법으로서,

(A) 복수의 냉동기를 포함하는 다건물 냉방 시스템과 관련된 상태 정보 및 현재의 냉동기 운영 정보를 획득하는 단계; 및

(B) 상기 상태 정보 및 상기 현재의 냉동기 운영 정보에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 냉동기의 운영 정보를 결정하는 단계를 포함하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 단계 (A) 이전에,

상기 복수의 냉동기 각각의 정격 용량에 기반하여, 상기 복수의 냉동기 각각의 온 또는 오프 상태에 따라 복수의 운행 가능한 냉각 용량 조합을 구성하는 단계를 더 포함하고,

상기 단계 (B)는,

(B-1) 상기 다건물 냉방 시스템과 관련된 리워드(Reward)를 계산하는 단계;

(B-2) 상기 상태 정보, 상기 현재의 냉동기 운영 정보 및 상기 리워드에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 운행 가능한 냉각 용량 조합 중 하나를 냉각 용량 조합으로 결정하는 단계;

(B-3) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하는 지를 판단하는 단계;

(B-4) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하는 경우, 상기 결정된 냉각 용량 조합을 상기 복수의 냉동기의 운영 정보로 전환하는 단계; 및

(B-5) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하지 않는 경우, 상기 결정된 냉각 용량 조합과 가장 차이가 작은 냉각 용량 조합을 선택하고, 선택된 냉각 용량 조합을 상기 복수의 냉동기의 운영 정보로 전환하는 단계를 포함하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법.

청구항 3

청구항 1에 있어서,

상기 상태 정보는, 외기 온도, 외기 습도, 환수 온도, 공급 온도, (t-4) 내지 (t-1)에 해당하는 이전의 4개의 냉동기 운영 정보, 직전의 운영의 시간 운영 제약을 준수하지 못한 냉동기의 수, (t-1)에서의 과공급 또는 저공급 양 및 상기 복수의 냉동기 각각의 온 횟수를 포함하고, t는 소정 시간을 포함하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법.

청구항 4

청구항 3에 있어서,

상기 시간 운영 제약은, 상기 복수의 냉동기 각각의 최소 가동 시간 제약을 포함하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법.

청구항 5

청구항 2에 있어서,

상기 리워드(r_t)는 수학식 1에 기반하여 계산되고,

[수학적 식 1]

$$r_t = \text{과공급 또는 저공급과 관련된 페널티} + \text{시간 운영 제약 위반 페널티}$$

상기 과공급 또는 저공급과 관련된 페널티는 -|실제 발생 부하 - 냉동기 생산 부하|에 의해 계산되고, 상기 시간 운영 제약 위반 페널티는 소정의 수치로 주어지는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법.

청구항 6

청구항 1에 있어서,

상기 심층 강화학습 모델은, DQN(Deep Q-Network), DDQN(Double DQN), Dueling DQN 및 Double Dueling DQN 중 하나를 포함하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법.

청구항 7

하나 이상의 프로세서 및 메모리를 포함하는 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치로서,

상기 장치는,

(A) 복수의 냉동기를 포함하는 다건물 냉방 시스템과 관련된 상태 정보 및 현재의 냉동기 운영 정보를 획득하는 동작; 및

(B) 상기 상태 정보 및 상기 현재의 냉동기 운영 정보에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 냉동기의 운영 정보를 결정하는 동작을 수행하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치.

청구항 8

청구항 7에 있어서,

상기 동작 (A) 이전에,

상기 복수의 냉동기 각각의 정격 용량에 기반하여, 상기 복수의 냉동기 각각의 온 또는 오프 상태에 따라 복수의 운행 가능한 냉각 용량 조합을 구성하는 동작을 더 수행하고,

상기 동작 (B)는,

(B-1) 상기 다건물 냉방 시스템과 관련된 리워드(Reward)를 계산하는 동작;

(B-2) 상기 상태 정보, 상기 현재의 냉동기 운영 정보 및 상기 리워드에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 운행 가능한 냉각 용량 조합 중 하나를 냉각 용량 조합으로 결정하는 동작;

(B-3) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하는 지를 판단하는 동작;

(B-4) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하는 경우, 상기 결정된 냉각 용량 조합을 상기 복수의 냉동기의 운영 정보로 전환하는 동작; 및

(B-5) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하지 않는 경우, 상기 결정된 냉각 용량 조합과 가장 차이가 작은 냉각 용량 조합을 선택하고, 선택된 냉각 용량 조합을 상기 복수의 냉동기의 운영 정보로 전환하는 동작을 포함하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치.

청구항 9

청구항 7에 있어서,

상기 상태 정보는, 외기 온도, 외기 습도, 환수 온도, 공급 온도, (t-4) 내지 (t-1)에 해당하는 이전의 4개의 냉동기 운영 정보, 직전의 운영의 시간 운영 제약을 준수하지 못한 냉동기의 수, (t-1)에서의 과공급 또는 저공급 양 및 상기 복수의 냉동기 각각의 온 히트수를 포함하고, t는 소정 시간을 포함하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치.

청구항 10

청구항 9에 있어서,

상기 시간 운영 제약은, 상기 복수의 냉동기 각각의 최소 가동 시간 제약을 포함하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치.

청구항 11

청구항 8에 있어서,

상기 리워드(r_t)는 수학식 1에 기반하여 계산되고,

[수학식 1]

$$r_t = \text{과공급 또는 저공급과 관련된 페널티} + \text{시간 운영 제약 위반 페널티}$$

상기 과공급 또는 저공급과 관련된 페널티는 $-\lvert \text{실제 발생 부하} - \text{냉동기 생산 부하} \rvert$ 에 의해 계산되고, 상기 시간 운영 제약 위반 페널티는 소정의 수치로 주어지는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치.

청구항 12

청구항 7에 있어서,

상기 심층 강화학습 모델은, DQN(Deep Q-Network), DDQN(Double DQN), Dueling DQN 및 Double Dueling DQN 중 하나를 포함하는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법 및 장치에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 대학 캠퍼스의 에너지 소비는 매년 증가하고 있으며, 캠퍼스 에너지의 과소비 문제가 심각해지고 있다. 특히, 7, 8, 9월과 같이 특정 기간에만 사용함에도 불구하고, 매년 냉방에 많은 에너지가 소비되고 있다.

[0003] 따라서, 캠퍼스 냉방 시스템과 같은 다건물 냉방 시스템의 효율적인 운영을 통한 전력 소비 감소에 관심이 증가하고 있다.

[0004] 그러나, 냉동기의 운영상 제약 조건을 지키면서 불확실하게 발생하는 다건물의 부하를 만족시키는 냉방 시스템 운영은 매우 어려운 문제로 고려되고 있다.

[0005] 예를 들어, 대학 캠퍼스와 같은 대형 건물 군집의 냉방에는 다중 냉동기가 주로 사용되고 있지만, 다건물의 냉방에서 다중 냉동기를 사용하는 시스템의 냉동기 운영에 대한 고려가 많이 이루어지지 않고 있다.

[0006] 다건물에서 다중 냉동기를 사용한 시스템의 경우에는 하루동안 발생할 부하를 모두 알고 있는 상태에서 냉동기 운영 스케줄을 결정하는 연구가 주로 이루어지고 있다.

[0007] 따라서, 건물에서 발생하는 냉방 부하를 만족하면서 에너지 생산 비용을 최소화할 수 있도록 과공급 및 저공급을 최소화할 수 있는, 다중 냉동기를 사용하는 다건물 냉방 시스템에서 효율적인 냉동기 운영 기법이 요구된다.

선행기술문헌

특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) KR 10-2103006 B1

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 다건물에서 발생하는 냉방 부하를 만족하면서 에너지 생산 비용을 최소화할

수 있도록 과공급 및 저공급을 최소화할 수 있는, 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법 및 장치를 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

- [0010] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법은,
- [0011] 하나 이상의 프로세서를 포함하는 장치에 의해 수행되는 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법으로서,
- [0012] (A) 복수의 냉동기를 포함하는 다건물 냉방 시스템과 관련된 상태 정보 및 현재의 냉동기 운영 정보를 획득하는 단계; 및
- [0013] (B) 상기 상태 정보 및 상기 현재의 냉동기 운영 정보에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 냉동기의 운영 정보를 결정하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0014] 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법은, 상기 단계 (A) 이전에,
- [0015] 상기 복수의 냉동기 각각의 정격 용량에 기반하여, 상기 복수의 냉동기 각각의 온 또는 오프 상태에 따라 복수의 운행 가능한 냉각 용량 조합을 구성하는 단계를 더 포함하고,
- [0016] 상기 단계 (B)는,
- [0017] (B-1) 상기 다건물 냉방 시스템과 관련된 리워드(Reward)를 계산하는 단계;
- [0018] (B-2) 상기 상태 정보, 상기 현재의 냉동기 운영 정보 및 상기 리워드에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 운행 가능한 냉각 용량 조합 중 하나를 냉각 용량 조합으로 결정하는 단계;
- [0019] (B-3) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하는 지를 판단하는 단계;
- [0020] (B-4) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하는 경우, 상기 결정된 냉각 용량 조합을 상기 복수의 냉동기의 운영 정보로 전환하는 단계; 및
- [0021] (B-5) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하지 않는 경우, 상기 결정된 냉각 용량 조합과 가장 차이가 작은 냉각 용량 조합을 선택하고, 선택된 냉각 용량 조합을 상기 복수의 냉동기의 운영 정보로 전환하는 단계를 포함할 수 있다.
- [0022] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법에 있어서, 상기 상태 정보는, 외기 온도, 외기 습도, 환수 온도, 공급 온도, (t-4) 내지 (t-1)에 해당하는 이전의 4개의 냉동기 운영 정보, 직전의 운영의 시간 운영 제약을 준수하지 못한 냉동기의 수, (t-1)에서의 과공급 또는 저공급 양 및 상기 복수의 냉동기 각각의 온 히트수를 포함하고, t는 소정 시간을 포함할 수 있다.
- [0023] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법에 있어서, 상기 시간 운영 제약은, 상기 복수의 냉동기 각각의 최소 가동 시간 제약을 포함할 수 있다.
- [0024] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법에 있어서, 상기 리워드(r_t)는 수학적 식 1에 기반하여 계산되고,
- [0025] [수학적 식 1]
- [0026]
$$r_t = \text{과공급 또는 저공급과 관련된 페널티} + \text{시간 운영 제약 위반 페널티}$$
- [0027] 상기 과공급 또는 저공급과 관련된 페널티는 -|실제 발생 부하 - 냉동기 생산 부하|에 의해 계산되고, 상기 시간 운영 제약 위반 페널티는 소정의 수치로 주어질 수 있다.
- [0028] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법에 있어서, 상기 심층 강화학습 모델은, DQN(Deep Q-Network), DDQN(Double DQN), Dueling DQN 및 Double Dueling DQN 중 하나를 포함할 수 있다.
- [0029] 상기 과제를 해결하기 위한 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영

장치는, 하나 이상의 프로세서 및 메모리를 포함하는 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치로서,
[0030] 상기 장치는,

[0031] (A) 복수의 냉동기를 포함하는 다건물 냉방 시스템과 관련된 상태 정보 및 현재의 냉동기 운영 정보를 획득하는 동작; 및

[0032] (B) 상기 상태 정보 및 상기 현재의 냉동기 운영 정보에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 냉동기의 운영 정보를 결정하는 동작을 수행할 수 있다.

[0033] 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치는, 상기 동작 (A) 이전에,

[0034] 상기 복수의 냉동기 각각의 정격 용량에 기반하여, 상기 복수의 냉동기 각각의 온 또는 오프 상태에 따라 복수의 운영 가능한 냉각 용량 조합을 구성하는 동작을 더 수행하고,

[0035] 상기 동작 (B)는,

[0036] (B-1) 상기 다건물 냉방 시스템과 관련된 리워드(Reward)를 계산하는 동작;

[0037] (B-2) 상기 상태 정보, 상기 현재의 냉동기 운영 정보 및 상기 리워드에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 운영 가능한 냉각 용량 조합 중 하나를 냉각 용량 조합으로 결정하는 동작;

[0038] (B-3) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하는 지를 판단하는 동작;

[0039] (B-4) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하는 경우, 상기 결정된 냉각 용량 조합을 상기 복수의 냉동기의 운영 정보로 전환하는 동작; 및

[0040] (B-5) 상기 결정된 냉각 용량 조합이 제약을 만족하지 않는 경우, 상기 결정된 냉각 용량 조합과 가장 차이가 작은 냉각 용량 조합을 선택하고, 선택된 냉각 용량 조합을 상기 복수의 냉동기의 운영 정보로 전환하는 동작을 포함할 수 있다.

[0041] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치에 있어서, 상기 상태 정보는, 외기 온도, 외기 습도, 환수 온도, 공급 온도, (t-4) 내지 (t-1)에 해당하는 이전의 4개의 냉동기 운영 정보, 직전의 운영의 시간 운영 제약을 준수하지 못한 냉동기의 수, (t-1)에서의 과공급 또는 저공급 양 및 상기 복수의 냉동기 각각의 온 히수를 포함하고, t는 소정 시간을 포함할 수 있다.

[0042] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치에 있어서, 상기 시간 운영 제약은, 상기 복수의 냉동기 각각의 최소 가동 시간 제약을 포함할 수 있다.

[0043] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치에 있어서, 상기 리워드(r_t)는 수학적 식 1에 기반하여 계산되고,

[0044] [수학적 식 1]

$$r_t = \text{과공급 또는 저공급과 관련된 페널티} + \text{시간 운영 제약 위반 페널티}$$

[0045] 상기 과공급 또는 저공급과 관련된 페널티는 -|실제 발생 부하 - 냉동기 생산 부하|에 의해 계산되고, 상기 시간 운영 제약 위반 페널티는 소정의 수치로 주어질 수 있다.

[0046] 또한, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치에 있어서, 상기 심층 강화학습 모델은, DQN(Deep Q-Network), DDQN(Double DQN), Dueling DQN 및 Double Dueling DQN 중 하나를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0047] 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법 및 장치에 의하면, 과공급 및 저공급을 최소화할 수 있어 다건물에서 발생하는 냉방 부하를 만족하면서 에너지 생산 비용을 최소화할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0048] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법이 적용될 수 있는 캡

퍼스 냉방 시스템의 개요도.

도 2는 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법의 개요도.

도 3은 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법을 설명하기 위한 도면.

도 4는 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법에서 고려된 상태 정보를 도시한 도면.

도 5는 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법에서 고려된 리워드를 계산하기 위한 정보를 도시한 도면.

도 6은 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법에서의 데이터 수집 예시를 도시한 도면.

도 7은 모델별 운영 결과를 도시한 도면.

도 8은 날짜에 따른 모델별 운영 결과를 도시한 도면.

도 9는 모델별 과공급량 및 저공급량을 비교한 도면.

도 10 및 도 11은 Dueling DQN 기반의 운영 모델의 운영 결과를 도시한 도면.

도 12 및 도 13은 DDQN 기반의 운영 모델의 운영 결과를 도시한 도면.

도 14 및 도 15는 Dueling DQN과 DDQN 기반의 운영 모델의 운영 결과를 도시한 도면.

도 16은 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법의 흐름도.

도 17은 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치의 예시적인 적용례를 도시한 도면.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0050] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 명세서에 개시된 실시예를 상세히 설명하되, 도면 부호에 관계없이 동일하거나 유사한 구성요소는 동일한 참조 번호를 부여하고 이에 대한 중복되는 설명은 생략하기로 한다. 이하의 설명에서 사용되는 구성요소에 대한 접미사 "모듈" 및 "부"는 명세서 작성의 용이함만이 고려되어 부여되거나 혼용되는 것으로서, 그 자체로 서로 구별되는 의미 또는 역할을 갖는 것은 아니다. 즉, 본 발명에서 사용되는 '부'라는 용어는 소프트웨어, FPGA 또는 ASIC과 같은 하드웨어 구성요소를 의미하며, '부'는 어떤 역할을 수행한다. 그렇지만 '부'는 소프트웨어 또는 하드웨어에 한정되는 의미는 아니다. '부'는 어드레싱할 수 있는 저장 매체에 있도록 구성될 수도 있고 하나 또는 그 이상의 프로세서들을 재생시키도록 구성될 수도 있다. 따라서, 일 예로서 '부'는 소프트웨어 구성요소들, 객체지향 소프트웨어 구성요소들, 클래스 구성요소들 및 태스크 구성요소들과 같은 구성요소들과, 프로세스들, 함수들, 속성들, 프로시저들, 서브루틴들, 프로그램 코드의 세그먼트들, 드라이버들, 펌웨어, 마이크로 코드, 회로, 데이터, 데이터베이스, 데이터 구조들, 테이블들, 어레이들 및 변수들을 포함한다. 구성요소들과 '부'들 안에서 제공되는 기능은 더 작은 수의 구성요소들 및 '부'들로 결합되거나 추가적인 구성요소들과 '부'들로 더 분리될 수 있다.

[0051] 또한, 본 명세서에 개시된 실시예를 설명함에 있어서 관련된 공지 기술에 대한 구체적인 설명이 본 명세서에 개시된 실시예의 요지를 흐릴 수 있다고 판단되는 경우 그 상세한 설명을 생략한다. 또한, 첨부된 도면은 본 명세서에 개시된 실시예를 쉽게 이해할 수 있도록 하기 위한 것일 뿐, 첨부된 도면에 의해 본 명세서에 개시된 기술적 사상이 제한되지 않으며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0052] 이하, 본 발명을 설명함에 있어, 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있는 관련된 공지 기술에 대한 상세한 설명은 생략한다.

[0053] 이하, 첨부된 도면을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시형태를 상세히 설명하기로 한다.

[0054] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법이 적용될 수 있는 대학 캠퍼스 냉방 시스템(100)의 개요도이다.

- [0055] 도 1을 참조하면, 캠퍼스 냉방 시스템(100)에서는 제1 내지 제6 냉동기(1, 2, ..., 6)에서 생성되는 냉수가 순환하며 캠퍼스 내의 15개 건물(L1 내지 L15)의 냉방 시스템이 운영된다. 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법이 적용되는 캠퍼스 냉방 시스템(100)에 존재하는 냉동기의 개수는 6개이고, 건물의 개수는 15개이지만, 본 발명은 이에 한정되지 않고, 냉동기의 개수는 6개보다 적거나 많을 수 있고, 건물의 개수도 15개보다 적거나 많을 수 있다.
- [0056] 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법의 목적은 건물들(L1 내지 L15)에서 발생하는 냉방 부하를 만족하면서 에너지 생산 비용을 최소화하기 위하여 과공급 및 저공급을 최소화하는 것이다.
- [0057] 과공급을 최소화하면, 과공급 발생시 에너지 비용이 낭비되는 것을 최소화할 수 있고, 저공급을 최소화하면, 저공급 발생시 냉방이 덜 되어 사용자에게 불편이 발생하는 것을 최소화할 수 있다.
- [0058] 한편, 도 1에 도시된 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법이 적용될 수 있는 대학 캠퍼스 냉방 시스템(100)은 통상적으로 소정의 제약 조건 하에서 운영될 수 있다.
- [0059] 즉, 도 1에 도시된 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법이 적용될 수 있는 대학 캠퍼스 냉방 시스템(100)은 냉동기별 정격용량을 표시한 표(102)에 기재된 바와 같이, 냉동기별(1, 2, ..., 6)로 종류 및 정격 용량이 상이할 수 있다.
- [0060] 표(102)를 참조하면, 제1 및 제2 냉동기(1, 2)의 정격 용량은 427.5 RT이고, 제3 및 제4 냉동기(3, 4)의 정격 용량은 162 RT이며, 제5 및 제6 냉동기(5, 6)의 정격 용량은 360 RT이다.
- [0061] 또한, 각 냉동기(1, 2, ..., 6) 가동 시 최소 1시간 이상 냉동기를 가동 중 상태로 유지해야 하는 최소 가동 시간 제약을 가질 수 있다. 그리고, 냉동기(1, 2, ..., 6) 각각을 온 또는 오프시키기 위한 냉동기 운영 조합을 결정하는 냉동기 운영 의사 결정은 매 15분마다 이루어질 수 있다.
- [0062] 따라서, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법은, 상기한 제약 조건들 하에서, 건물들(L1 내지 L15)에서 발생하는 냉방 부하를 만족하면서 에너지 생산 비용을 최소화하기 위하여 과공급 및 저공급을 최소화하기 위하여, 심층 강화학습을 이용하여 제어 대상인 제1 내지 제6 냉동기(1, 2, ..., 6) 각각을 개별적으로 온 또는 오프시키기 위한 냉동기 운영 정보인 냉동기 운영 조합을 최적으로 결정한다.
- [0063] 도 16은 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법의 흐름도이고, 도 17은 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치의 예시적인 적용례를 도시한 도면이다.
- [0064] 도 16 및 도 17을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법은, 하나 이상의 프로세서(1702) 및 메모리(1704)를 포함하는 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치(1700)에 의해 수행되는 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법으로서, 복수의 냉동기(1, 2, ..., 6)를 포함하는 다건물 냉방 시스템(1706)과 관련된 상태 정보(S_t , S_{t+1}) 및 현재의 냉동기 운영 정보(A_t)를 획득하는 단계(단계 S1600) 및 상기 상태 정보(S_t , S_{t+1}) 및 상기 현재의 냉동기 운영 정보(A_t)에 기반하여 심층 강화학습 모델을 이용하여 상기 복수의 냉동기(1, 2, ..., 6)의 운영 정보(최종 액션 A_t)를 결정하는 단계(단계 S1602)를 포함할 수 있다.
- [0065] 참조번호 1708은 냉동기 제어룸을 나타낼 수 있고, 1710은 냉동기 제어부를 나타낼 수 있다.
- [0066] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법(200)을 설명하기 위한 도면이다.
- [0067] 도 2를 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법(200)은 다건물 냉방 시스템(202)과 관련된 상태 정보(S_t , S_{t+1}) 및 현재의 냉동기 운영 정보(A_t)에 기반하여 DQN(Deep Q-Network) 기반의 심층 강화학습 모델(205)을 이용하여 다건물 냉방 시스템(202)의 냉동기 제어룸(203)에 포함된 제1 내지 제6 냉동기(1, 2, ..., 6)의 최적 운영 정보, 즉 최적의 운영 조합을 결정할 수 있다.
- [0068] 참조번호 204는 Q 네트워크, 참조번호 206은 타킷 네트워크, 참조번호 208은 리워드 계산, 참조번호 210은 리플레이 메모리, 참조번호 212는 미니 배치, 참조번호 214는 액션 값 오차 계산, 참조번호 216은 입실론-그리디 탐

험 및 활용(ϵ -greedy exploration and exploitation), 참조번호 218은 제약 만족 여부 판단, 참조번호 220은 후처리를 위한 휴리스틱 알고리즘을 나타낼 수 있다.

- [0069] 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법(200)은 DQN(Deep Q-Network) 기반의 심층 강화학습 모델(205)을 이용하여 다건물 냉방 시스템(202)의 냉동기 제어룸(203)에 포함된 제1 내지 제6 냉동기(1, 2, ..., 6)의 최적 운영 정보, 즉 최적의 운영 조합을 결정할 수 있지만, 본 발명은 이에 한정되지 않고, DDQN(Double DQN), Dueling DQN 및 Double Dueling DQN 중 하나에 기반하여 제1 내지 제6 냉동기(1, 2, ..., 6)의 최적 운영 정보, 즉 최적의 운영 조합을 결정할 수도 있다.
- [0070] 한편, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법(200)은, 도 1의 표(102)에 기재된 제1 내지 제6 냉동기(1, 2, ..., 6)의 정격 용량에 기반하여, 상기 제1 내지 제6 냉동기(1, 2, ..., 6) 각각의 온 또는 오프 상태에 따라 복수의 운행 가능한 냉각 용량 조합이 사전에 구성될 수 있다.
- [0071] 예를 들어, 도 1의 표(102)에 기재된 제1 내지 제6 냉동기(1, 2, ..., 6)의 정격 용량에 따른 냉동기 6대의 운행 가능한 조합은, 냉각 용량 기준으로 162, 320, 324, 360, 486 등을 포함하여, 총 22개의 운행 가능한 냉각 용량 조합(도 3의 302)을 포함할 수 있다.
- [0072] 도 2 및 도 3을 참조하면, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법(200)에서는, 심층 강화학습 모델(205)이 앞에서 언급한 제약을 어길 경우, 후처리(220)를 통해 제약을 지킬 수 있도록 재조정할 수 있다.
- [0073] 도 3을 참조하면, 예를 들어, 심층 강화학습 모델(204, 206, 208, 210, 212, 214, 216)에 의해 결정된 액션으로서 냉동기의 운영 조합이 결정되고, 제1 내지 제6 냉동기(1, 2, ..., 6)의 운영 조합으로서 냉각 용량 기준으로 360 RT가 결정되면(300), 액션이 제약을 만족하는지가 판단되고(218), 액션이 제약을 만족할 경우 액션을 그대로 유지하고(304), 즉 360 RT를 그대로 유지하고(304), 결정된 냉각 용량인 360 RT를 냉동기 운영 정보인 운영 조합 [0,0,0,0,1,0]로 전환할 수 있다(308).
- [0074] 하지만, 액션이 제약을 만족하지 않을 경우 실행 가능한 액션 조합 중 모델의 액션과 가장 차이가 작은 액션으로 변경하고(306), 즉 제약을 지키는 액션 427.5 RT, 589.5 RT 중 360 RT와 가장 차이가 작은 냉각 용량 조합인 427.5 RT로 변경하고(306), 결정된 냉각 용량인 427.5 RT를 냉동기 운영 정보인 운영 조합 [1,0,0,0,0,0]로 전환할 수 있다(310).
- [0075] 도 4를 참조하면, 상기 상태 정보는, 외기 온도, 외기 습도, 환수 온도, 공급 온도, (t-4) 내지 (t-1)에 해당하는 이전의 4개의 냉동기 운영 정보, 직전의 운영의 시간 운영 제약을 준수하지 못한 냉동기의 수, (t-1)에서의 과공급 또는 저공급 양 및 상기 복수의 냉동기 각각의 온 히트수를 포함할 수 있고, t는 소정 시간, 예를 들어 15분을 포함할 수 있다.
- [0076] 한편, 심층 강화학습 모델(205)은, 상기 다건물 냉방 시스템(202)과 관련된 리워드(Reward)를 계산할 수 있다(208).
- [0077] 상기 리워드(r_t)는 도 5에 도시된 바와 같이 페널티의 합을 통해 수학식 1에 기반하여 계산될 수 있다.

수학식 1

$$r_t = \text{과공급 또는 저공급과 관련된 페널티} + \text{시간 운영 제약 위반 페널티}$$

- [0078]
- [0079] 과공급 또는 저공급과 관련된 페널티는 -|실제 발생 부하 - 냉동기 생산 부하|에 의해 계산되고, 시간 운영 제약 위반 페널티는 냉동기 별 시간 운영 제약을 지키지 않았을 경우 수치로 주어질 수 있는데, 예를 들어 -1000으로 주어질 수 있다.
- [0081] 실험 환경
- [0082] 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법 및 시스템의 성능을 평가하기 위한 실험 환경은 다음과 같다.

- [0083] - 데이터 수집:
- [0084] 도 6에 도시된 바와 같이 2021.06.01~06.30 기간의 캠퍼스내 냉방 부하 데이터 및 외기 정보 데이터를 수집하였다. 냉동기 운영 시간(09:00~21:00) 동안의 데이터를 매 15분 단위로 수집하였다.
- [0085] - 데이터셋:
- [0086] 트레이닝 데이터셋: 1,2,3,4,9,10,14,16,21,23,25,29일(총 12일)
- [0087] 테스트 데이터셋: 7,8,11,15,17,18,22,24,28,30일(총 10일)
- [0088] 도 7은 모델별 운영 결과를 도시한 도면이고, 도 8은 날짜에 따른 모델별 운영 결과를 도시한 도면이다.
- [0089] 도 7 및 도 8을 참조하면, 대부분의 심층 강화학습 기반의 냉동기 운영 모델이 실제 캠퍼스의 운영보다 과공급/저공급량을 감소시켰다는 것을 확인할 수 있다.
- [0090] Dueling DQN 기반의 모델은 30일을 제외한 모든 날짜에서 실제 캠퍼스 운영보다 더 좋은 성능을 보였다.
- [0091] 30일에는 모든 심층 강화학습 기반의 모델이 실제 운영 기록보다 과/저공급량이 많았다.
- [0092] 도 9는 모델별 과공급량 및 저공급량을 비교한 도면이다.
- [0093] 도 10 및 도 11은 6월 7일의 Dueling DQN 기반의 운영 모델의 운영 결과를 도시한 도면이다. Dueling DQN 기반의 운영 모델이 실제 운영 대비 전체 과/저공급량을 감소시켰음을 확인할 수 있었다. 특히, Dueling DQN 기반의 운영 모델이 실제 운영 대비 과공급량을 약 68% 감소시켰다.
- [0094] 도 12 및 도 13은 6월 7일의 DDQN 기반의 운영 모델의 운영 결과를 도시한 도면이다.
- [0095] DDQN 기반의 운영 모델이 실제 운영 대비 전체 과/저공급량을 감소시켰음을 확인할 수 있다. 특히, DDQN 기반의 운영 모델이 실제 운영 대비 과공급량을 약 80% 감소시켰다. DDQN 기반의 운영 모델은 Dueling DQN 기반 운영 모델 대비 과공급량 감소량이 더 컸다.
- [0096] 도 14 및 도 15는 6월 30일의 Dueling DQN과 DDQN 기반의 운영 모델의 운영 결과를 도시한 도면이다.
- [0097] 6월 30일에는 모든 심층 강화학습 기반의 모델이 실제 운영에 비해 과/저공급량이 많았다. 냉동기 운영을 시작하는 09:00에 초기 발생 부하가 1200RT로 다른 날짜에 비해 매우 큰 값을 가졌다. 이러한 패턴을 보이는 날짜가 학습 데이터 중에서 거의 없었기 때문에 기인하는 것으로 사료된다. 데이터 증강을 통해 학습 데이터를 증가시켜, 강화학습 기반의 모델의 성능이 낮은 날짜의 패턴을 학습시키면, 이러한 경우에도 성능을 개선시킬 수 있을 것이다.
- [0098] 본 발명은, 건물의 냉방 부하 만족 및 에너지 비용 절감을 위한 심층 강화학습 기반의 다중 냉동기 운영 기법을 제안하였다.
- [0099] 운영 모델의 성능 비교를 냉방 부하의 과/저 공급량 관점에서 성능을 비교한 결과, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법 및 장치의 냉동기 운영 기법은 대부분의 날짜에서 실제 냉동기 운영 기록보다 높은 성능을 보였다. 특히, 대부분의 날짜에서 실제 운영 대비 과 공급량을 절감시키는 효과를 보였다.
- [0100] 따라서, 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법 및 장치는 효율적인 다중 냉동기 운영을 통해 건물의 냉방 부하 만족 및 에너지 비용 감소에 도움을 줄 수 있을 것으로 기대된다.
- [0101] 전술한 본 발명은, 프로그램이 기록된 매체에 컴퓨터가 읽을 수 있는 코드로서 구현하는 것이 가능하다. 컴퓨터가 읽을 수 있는 매체는, 컴퓨터로 실행 가능한 프로그램을 계속 저장하거나, 실행 또는 다운로드를 위해 임시 저장하는 것일 수도 있다. 또한, 매체는 단일 또는 수개 하드웨어가 결합된 형태의 다양한 기록수단 또는 저장수단일 수 있는데, 어떤 컴퓨터 시스템에 직접 접속되는 매체에 한정되지 않고, 네트워크 상에 분산 존재하는 것일 수도 있다. 매체의 예시로는, 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체, CD-ROM 및 DVD와 같은 광기록 매체, 플롭티컬 디스크(floptical disk)와 같은 자기-광 매체(magneto-optical medium), 및 ROM, RAM, 플래시 메모리 등을 포함하여 프로그램 명령어가 저장되도록 구성된 것이 있을 수 있다. 또한, 다른 매체의 예시로, 애플리케이션을 유통하는 앱 스토어나 기타 다양한 소프트웨어를 공급 내지 유통하는 사이트, 서버 등에서 관리하는 기록매체 내지 저장매체도 들 수 있다. 따라서, 상기의 상세한 설명은 모든 면에서 제한적으로 해석되어서는 아니되고 예시적인 것으로 고려되어야 한다. 본 발명의 범위는 첨부된 청구항의 합리적 해

석에 의해 결정되어야 하고, 본 발명의 등가적 범위 내에서의 모든 변경은 본 발명의 범위에 포함된다.

[0102]

본 발명은 전술한 실시예 및 첨부된 도면에 의해 한정되는 것이 아니다. 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 있어, 본 발명의 기술적 사상을 벗어나지 않는 범위 내에서 본 발명에 따른 구성요소를 치환, 변형 및 변경할 수 있다는 것이 명백할 것이다.

부호의 설명

[0103]

1, ..., 6 : 제1 내지 제6 냉동기

100 : 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법이 적용될 수 있는 대학 캠퍼스 냉방 시스템(100)

102 : 냉동기 종류 및 냉동기별 정격용량

200 : 본 발명의 일 실시예에 의한 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 방법

202 : 다건물 냉방 시스템 204 : Q 네트워크

205 : 심층 강화학습 모델 206 : 타깃 네트워크

208 : 리워드 계산 210 : 리플레이 메모리

212 : 미니 배치 214 : 액션 값 오차 계산

216 : 입실론-그리디 탐험 및 활용

218 : 제약 만족 여부 판단 220 : 후처리를 위한 휴리스틱 알고리즘

1700 : 심층 강화학습 기반의 다건물 냉방 시스템 운영 장치

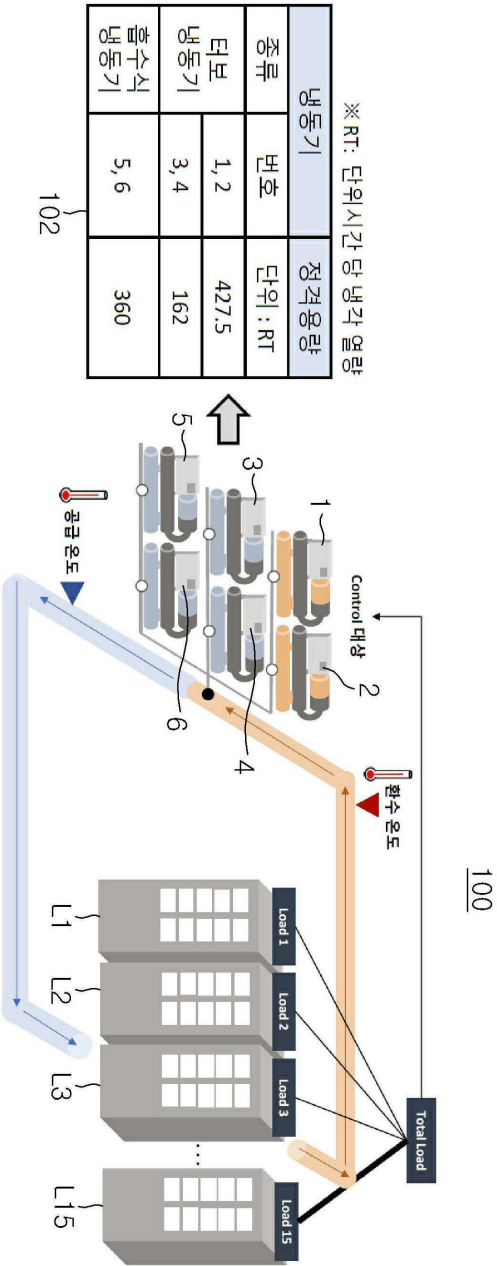
1702 : 프로세서 1704 : 메모리

1706 : 다건물 냉방 시스템 1708 : 냉동기 제어부

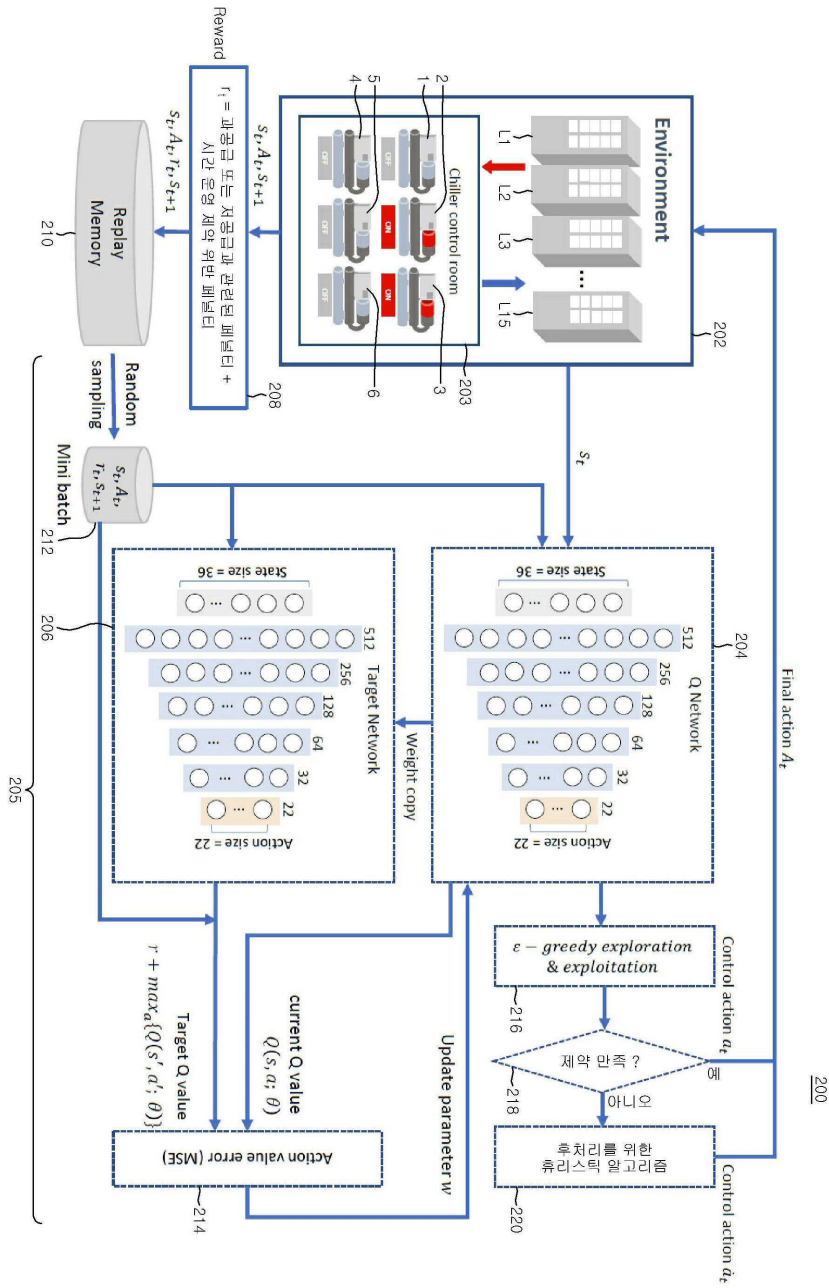
1710 : 냉동기 제어부

도면

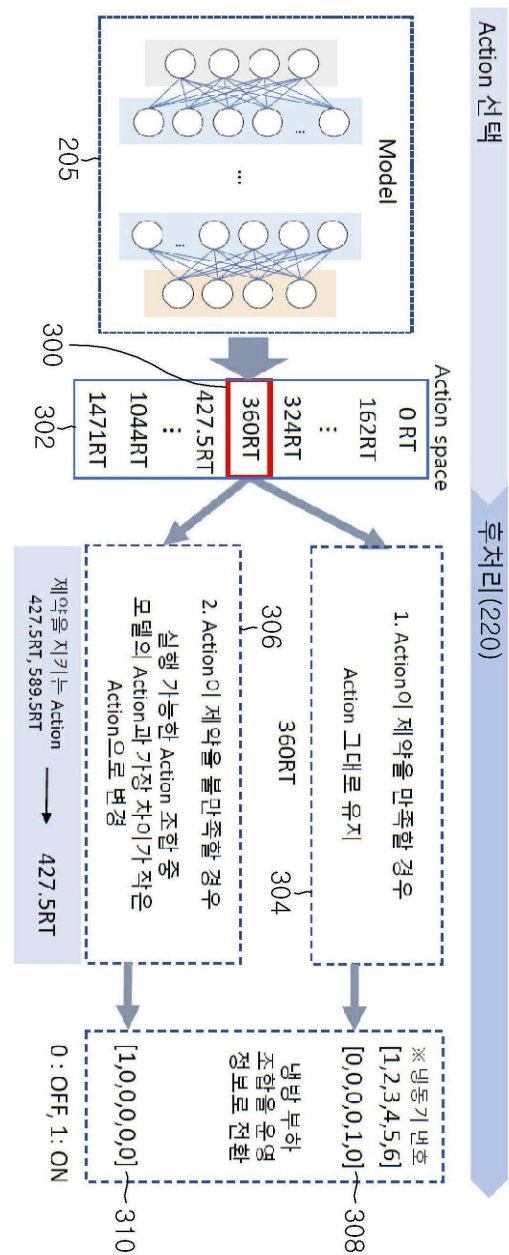
도면1



도면2



도면3



도면4

No.	Descriptions	Size	Example
1	외기 온도	1	-
2	외기 습도	1	0 ~ 100%
3	환수 온도	1	-
4	공급 온도	1	-
5	(t-4)~(t-1)에 해당하는 이전 4개의 냉동기 운영	24	[[0, 0, 0, 1, 0, 0, ...], [0, 0, 0, 1, 0, 0, ...], ...]
6	직전 운영의 1시간 제약을 준수하지 못한 냉동기 수	1	1
7	t-1에서 과/저공급 양	1	324 → 0.21
8	냉동기 ON 횟수	6	[0, 10, 10, 0, 0, 0]

도면5

No.	Descriptions	Penalty
1.	냉동기 별 1시간 운영 제약을 지키지 않았을 경우	- 1000
2.	과공급 / 저공급 발생할 경우	- 실제 발생 부하 - 냉동기 생산 부하

도면6

DATE	냉방 부하(RT)	외기 온도(°C)	외기 습도(%)	공급 온도(°C)	환수 온도(°C)
2021-06-01 09:00	688.95	18.1	64.8	8.65	12.9
2021-06-01 09:15	688.95	18.8	61.9	8.65	12.9
2021-06-01 09:30	627.9	18.6	65.2	7.15	11.15
2021-06-01 09:45	627.9	18.8	62.8	7.15	11.15
2021-06-01 10:00	494.29	19.1	64.9	6.95	10.25
...	494.29	20.3	61.7	6.95	10.25
2021-06-01 21:00	430.73	19.55	56.2	7.85	9.25

도면7

모 델	과/저 공급량 개선율
DQN	17.98%
DDQN	-2.48%
Dueling DQN	16.71%
Double Dueling DQN	11.86%

도면8

※ : 실제 운영보다 과/저 공급량 감소

※ 진하게 : 과/저 공급량 최소

	Test date						
운영 모델	7	8	11	18	24	28	30
실제 캠퍼스 운영	6015.55	2373.11	3405.43	4070.99	5297.17	3193.1	3695.23
DQN	6738.25	1860.11	1850.87	3170.19	2289.99	3013.58	4083.87
DDQN	2877.50	2390.68	2101.11	3160.30	5846.31	2807.95	9562.74
Dueling DQN	3295.33	1860.11	2206.71	3428.49	3746.05	3021.1	5804.17
Double Dueling DQN	3636.43	3552.57	2647.69	3286.03	3857.25	1893.06	5850.71

도면9

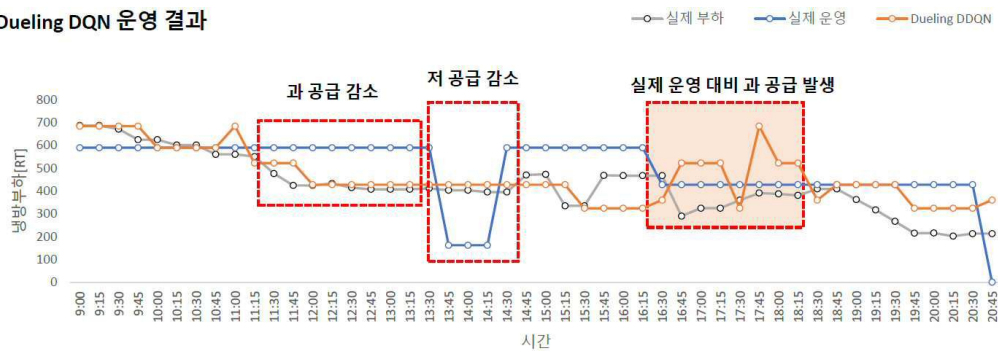


도면10

모델	과 공급	저 공급	합계
Dueling DQN	1479.02 RT	1816.31 RT	3295.33 RT
실제 운영	4677.38 RT	1338.17 RT	6015.55 RT
실제 운영 대비 절감량	68.38 %	-35.73 %	45.22 %

도면11

Dueling DQN 운영 결과

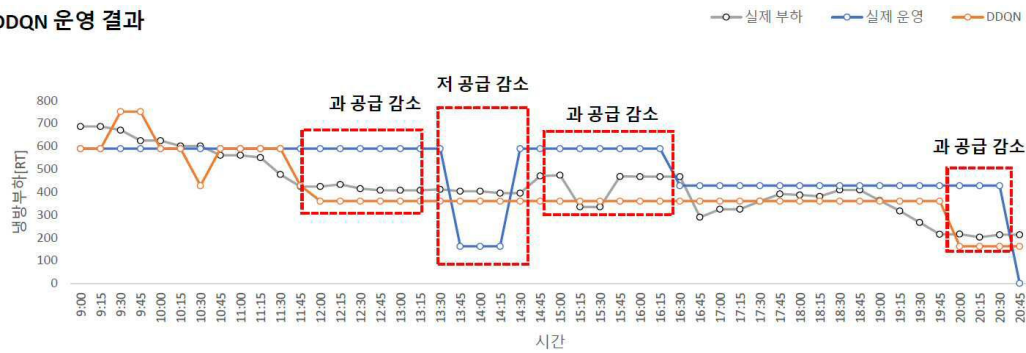


도면12

모델	과 공급	저 공급	합계
DDQN	894.36 RT	1983.15 RT	2877.51 RT
실제 운영	4677.38 RT	1338.17 RT	6015.55 RT
실제 운영 대비 절감량	80.88 %	-48.20 %	52.17 %

도면13

DDQN 운영 결과

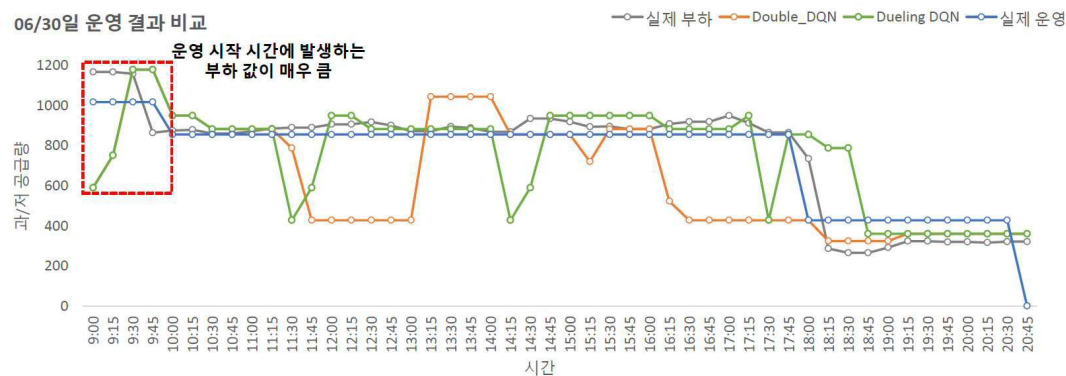


도면14

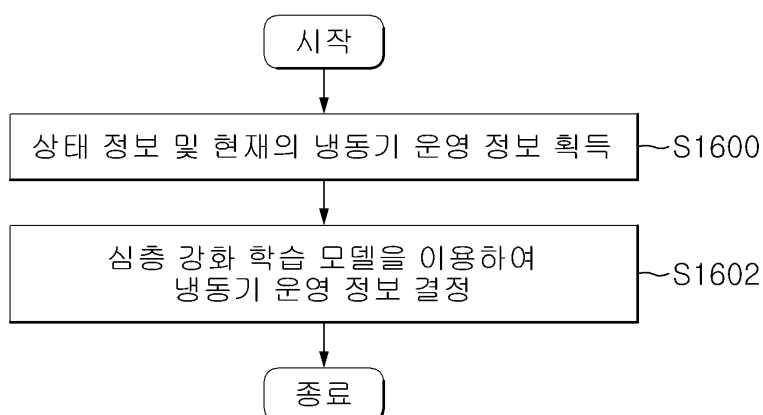
모델	과 공급	저 공급	합계
DDQN	1654.44 RT	7908.31 RT	9562.75 RT
Dueling DQN	2569.65 RT	3234.52 RT	5804.17 RT
실제 운영	1400.43 RT	2294.80 RT	3695.23 RT

도면15

06/30일 운영 결과 비교



도면16



도면17

