(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2023-0035024
(43) 공개일자 2023년03월10일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06F 9/455 (2018.01) *G06F 9/50* (2018.01)
G06N 3/08 (2023.01)
(52) CPC특허분류
G06F 9/45558 (2013.01)
G06F 9/505 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0028566(분할)
(22) 출원일자 2023년03월03일
심사청구일자 2023년03월03일
(62) 원출원 특허 10-2020-0129919
원출원일자 2020년10월08일
심사청구일자 2020년10월08일

(71) 출원인
조선대학교산학협력단
광주광역시 동구 필문대로 309 (서석동)
(72) 발명자
최우열
광주광역시 동구 필문대로 309 조선대학교 컴퓨터공학과
로도시 레헤누마 타스님
광주광역시 동구 필문대로 309 조선대학교 컴퓨터공학과
(74) 대리인
특허법인지원

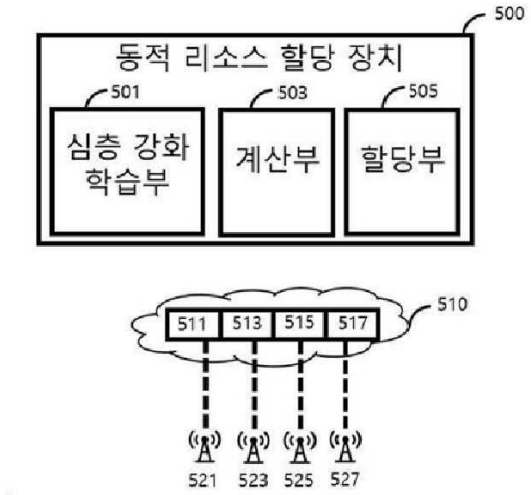
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 **클라우드 무선 접속 네트워크의 동적 리소스를 할당하는 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 발명은 클라우드 무선 접속 네트워크의 동적 리소스 할당 장치에 관한 것으로서, 상기 동적 리소스 할당 장치는 심층 강화 학습을 사용하여 원격 무선 헤드의 부하 변동을 학습하고, 상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측하는 심층 강화 학습부; 예측되는 상기 부하 변동을 이용하여 상기 원격 무선 헤드에 대응하는 가상 머신의 컴퓨팅 리소스를 계산하는 계산부; 및 계산된 상기 컴퓨팅 리소스를 상기 가상 머신에 할당하는 할당부를 구비한다.

대 표 도 - 도5



(52) CPC특허분류
G06F 9/5077 (2013.01)
G06N 3/08 (2023.01)
G06F 2009/4557 (2019.08)
G06F 2009/45595 (2019.08)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711143923
과제번호	2019R1F1A1046687
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	개인기초연구(과기정통부)(R&D)
연구과제명	전이중 클라우드 무선 접속 네트워크를 위한 딥러닝 기반 빔형성 프로토콜 개발
기 여 율	1/1
과제수행기관명	조선대학교
연구기간	2021.03.01 ~ 2022.02.28

명 세 서

청구범위

청구항 1

원격 무선 헤드(Remote Radio Head)의 형태로 개별 기지국 및 클라우드(Cloud)에 가상 머신의 형태로 베이스밴드 유닛을 포함하는 클라우드 무선 접속 네트워크에서 동적 리소스를 할당하는 장치에 있어서,

심층 강화 학습(Deep Reinforcement Learning)을 사용하여 시간 영역을 나누어 원격 무선 헤드의 사용자 로드(User Load)에 대응한 컴퓨팅 리소스 할당 값과 실제 필요한 컴퓨팅 리소스 값의 차이 값이 미리 지정되는 값 이하가 될 때까지 부하 변동을 학습하고, 상기 시간 영역에 대응하여 상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측하는 심층 강화 학습부;

예측되는 상기 원격 무선 헤드의 부하 변동을 이용하여 상기 원격 무선 헤드에 대응하는 가상 머신(Virtual Machine)의 컴퓨팅 리소스를 계산하는 계산부; 및

계산된 상기 컴퓨팅 리소스에 따라 상기 가상 머신의 크기를 조정하고, 상기 가상 머신에 할당하는 할당부

를 포함하는,

동적 리소스 할당 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 심층 강화 학습부는,

상기 심층 강화 학습을 사용하여 원격 무선 헤드의 부하 변동을 학습하는 학습부; 및

상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측하는 예측부

를 포함하는 동적 리소스 할당 장치.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 심층 강화 학습부는,

상기 가상 머신으로부터 보상 값을 획득하고, 상기 보상 값을 이용하여 상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측하는 동적 리소스 할당 장치.

청구항 4

원격 무선 헤드(Remote Radio Head)의 형태로 개별 기지국 및 클라우드(Cloud)에 가상 머신의 형태로 베이스밴드 유닛을 포함하는 클라우드 무선 접속 네트워크에서 동적 리소스 할당 장치의 동작 방법에 있어서

(a) 심층 강화 학습(Deep Reinforcement Learning)을 사용하여 시간 영역을 나누어 원격 무선 헤드의 사용자 로드(User Load)에 대응한 컴퓨팅 리소스 할당 값과 실제 필요한 컴퓨팅 리소스 값의 차이 값이 미리 지정되는 값 이하가 될 때까지 부하 변동을 학습하고, 상기 시간 영역에 대응하여 상기 원격 무선 헤드(Remote Radio Head)의 상기 부하 변동을 예측하는 단계;

(b) 예측되는 상기 원격 무선 헤드의 부하 변동을 이용하여 상기 원격 무선 헤드에 대응하는 가상 머신(Virtual Machine)의 컴퓨팅 리소스를 계산하는 단계; 및

(c) 계산된 상기 컴퓨팅 리소스를 상기 가상 머신에 할당하는 단계

를 포함하는,

동적 리소스 할당 장치의 동작 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

(d) 상기 가상 머신으로부터 보상 값을 획득하고, 상기 보상 값을 이용하여 상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측하는 단계

를 더 포함하는,

동적 리소스 할당 장치의 동작 방법.

청구항 6

제4항에 있어서,

상기 가상 머신이 복수인 경우에,

상기 차이 값은 각각의 가상 머신에 대한 컴퓨팅 리소스의 필요 값과 컴퓨팅 리소스의 할당 값의 차이의 절댓값을 합산하여 계산하는 동적 리소스 할당 장치의 동작 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 클라우드 무선 접속 네트워크에서 동적 리소스를 할당하는 장치 및 방법에 관한 것으로서, 더욱 상세하게는 심층 강화 학습(Deep Reinforcement Learning)에 기반하여 동적 리소스를 할당하는 장치 및 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0003] 클라우드 무선 접속 네트워크(Cloud Radio Access Networks, C-RAN)는 통신 네트워크에서 끊임없이 증가하는 리소스 수요를 충족할 수 있는 아키텍처이다. C-RAN에서 기지국은 베이스밴드 유닛(Baseband Unit)과 원격 무선 헤드(Remote Radio Head)로 분리된다. 베이스밴드 유닛은 베이스밴드 유닛 풀 내에서 가상 머신(Virtual Machine)으로 더욱 중앙 집중화되고 가상화된다. 따라서 C-RAN은 크게 증가하는 셀룰러 데이터의 트래픽 수요를 충족할 수 있다.

[0004] 그러나 C-RAN의 리소스 관리는 장시간 운영되는 특성상 사용자 요구를 충족시키기 위해 신중히 설계되어야 한다. 사용자의 요구가 시간과 장소에 따라 매우 다양하게 변화하기 때문에 최적의 리소스 관리를 수행하는 것은 어려움이 따른다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 등록특허공보 제10-2034961호: C-RAN 통신 시스템의 에너지 효율 향상을 위한 동적 RRH 선택 알고리즘

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 상기와 같은 문제점을 개선하기 위해 창안된 것으로서, 리소스 할당이 가상 머신(VM)의 관련 원격 무선 헤드(RRH)에서 필요한 리소스의 양에 따라 수행하므로 심층 강화 학습(Deep Reinforcement Learning) 모델을 이용한 동적 리소스를 할당하는 장치 및 방법을 제공하는데 그 목적이 있다.

[0007] 본 발명은 심층 강화 학습(DRL) 모델을 활용하여 C-RAN의 공간 및 시간 사용자 수요를 학습하고 베이스밴드 유닛 풀(BBU Pool) 내부에 컴퓨팅 리소스를 할당하기 위해 가상 머신(VM)의 크기를 조정하는 방법을 제시한다. 컴퓨팅 리소스 할당은 상기 가상 머신에 연관되는 원격 무선 헤드에서 필요한 리소스의 양에 따라 수행될 수 있다.

[0008] 본 발명은 다이나믹하게 변화하는 사용자 요구를 충족시키면서 C-RAN 네트워크 자원의 효율성을 구현할 수 있다.

과제의 해결 수단

[0010] 상기한 목적들을 달성하기 위하여, 본 발명의 일 실시예에 따른 동적 리소스를 할당하는 장치는 심층 강화 학습(DRL)을 사용하여 원격 무선 헤드(RRH)의 부하 변동을 학습하고, 상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측하는 심층 강화 학습부; 예측되는 상기 부하 변동을 이용하여 상기 원격 무선 헤드에 대응하는 가상 머신(VM)의 컴퓨팅 리소스를 계산하는 계산부; 및 계산된 상기 컴퓨팅 리소스를 상기 가상 머신에 할당하는 할당부를 포함할 수 있다.

[0011] 실시예에서, 상기 심층 강화 학습부는, 상기 심층 강화 학습을 사용하여 원격 무선 헤드의 부하 변동을 학습하는 학습부; 및 상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측하는 예측부를 포함할 수 있다.

[0012] 실시예에서, 상기 심층 강화 학습부는, 상기 가상 머신으로부터 보상 값을 획득하고, 상기 보상 값을 이용하여 상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측할 수 있다.

[0013] 실시예에서, 상기 심층 강화 학습부는, 상기 컴퓨팅 리소스의 필요 값과 상기 컴퓨팅 리소스의 할당 값의 차이 값이 미리 지정되는 값 이하에 도달할 때 까지 반복 학습할 수 있다.

[0014] 실시예에서, 상기 심층 강화 학습부는, 시간 영역을 나누어 상기 원격 무선 헤드의 부하 변동을 학습하고, 부하 변동을 상기 시간 영역에 대응하여 예측할 수 있다.

[0015] 본 발명의 일 실시예에 따른 동적 리소스를 할당하는 장치의 동작 방법은 (a) 심층 강화 학습(DRL)을 사용하여 원격 무선 헤드(RRH)의 부하 변동을 학습하고, 상기 원격 무선 헤드(RRH)의 상기 부하 변동을 예측하는 단계; (b) 예측되는 상기 부하 변동을 이용하여 상기 원격 무선 헤드에 대응하는 가상 머신(VM)의 컴퓨팅 리소스를 계산하는 단계; 및 (c) 계산된 상기 컴퓨팅 리소스를 상기 가상 머신에 할당하는 단계를 포함할 수 있다.

[0016] 실시예에서, (d) 상기 가상 머신으로부터 보상 값을 획득하고, 상기 보상 값을 이용하여 상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측하는 단계를 더 포함할 수 있다.

[0017] 실시예에서, 상기 보상 값을 이용하여 상기 원격 무선 헤드의 상기 부하 변동을 예측하는 단계는, 상기 컴퓨팅 리소스의 필요 값과 상기 컴퓨팅 리소스의 할당 값의 차이 값이 미리 지정되는 값 이하에 도달할 때 까지 반복 수행하는 단계일 수 있다.

[0018] 실시예에서, 상기 가상 머신이 복수인 경우에, 상기 차이 값은 각각의 가상 머신에 대한 컴퓨팅 리소스의 필요 값과 컴퓨팅 리소스의 할당 값의 차이의 절댓값을 합산하여 계산할 수 있다.

[0019] 실시예에서, 상기 부하 변동을 예측하는 단계는, 시간 영역을 나누어 상기 원격 무선 헤드의 부하 변동을 학습하고, 부하 변동을 상기 시간 영역에 대응하여 예측할 수 있다.

발명의 효과

[0021] 본 발명에 따른 클라우드 무선 접속 네트워크의 동적 리소스 할당 장치는 심층 강화 학습을 이용하여 사용자 수요를 학습하므로 네트워크 자원 효율성을 향상시킬 수 있는 동적 리소스 할당 방법을 구현할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0022] 도 1은 본 발명에 따른 클라우드 무선 접속 네트워크에 대한 개념도이고,

도 2는 심층 강화 학습을 수행하는 동적 리소스 할당 장치에 대한 개념도이고,

도 3은 심층 강화 학습을 수행하는 다른 동적 리소스 할당 장치에 대한 개념도이고,

도 4는 일실시예에 따른 동적 리소스 할당 장치의 심층 강화 학습 알고리즘이고,

도 5는 클라우드 무선 접속 네트워크에서 동적 리소스 할당 장치가 동작하는 방법에 대한 개념도이고,

도 6은 일실시예에 따른 동적 리소스 할당 장치가 동작하는 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0023] 이하, 첨부한 도면을 참조하여 본 발명의 실시예에 따른 클라우드 무선 접속 네트워크의 동적 리소스 할당 장치에 대해 상세히 설명한다. 본 발명은 다양한 변경을 가할 수 있고 여러 가지 형태를 가질 수 있는 바, 특정 실시예들을 도면에 예시하고 본문에 상세하게 설명하고자 한다. 그러나 이는 본 발명을 특정한 개시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물 내지 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다. 각 도면을 설명하면서 유사한 참조부호를 유사한 구성요소에 대해 사용하였다. 첨부된 도면에 있어서, 구조물들의 치수는 본 발명의 명확성을 기하기 위하여 실제보다 확대하여 도시한 것이다.

[0024] 제1, 제2 등의 용어는 다양한 구성요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성요소를 다른 구성요소로부터 구별하는 목적으로만 사용된다. 예를 들어, 본 발명의 권리 범위를 벗어나지 않으면서 제1 구성요소는 제2 구성요소로 명명될 수 있고, 유사하게 제2 구성요소도 제1 구성요소로 명명될 수 있다.

[0025] 본 출원에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시 예를 설명하기 위해 사용된 것으로, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 출원에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 명세서 상에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.

[0026] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가지고 있다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥 상 가지는 의미와 일치하는 의미를 가지는 것으로 해석되어야 하며, 본 출원에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.

[0028] 본 발명의 일 실시예에 따른 클라우드 무선 접속 네트워크의 동적 리소스 할당 장치 및 방법을 설명한다.

[0029] 일반적인 무선 접속 네트워크(Radio Access Network)는 기지국에 베이스밴드 유닛(BBU)과 원격 무선 헤드(RRH)를 포함할 수 있다. 구체적으로 원격 무선 헤드란, 이동통신 기지국 시스템에서 대기중에 필요한 데이터만 골라서 수신하는 무선(Radio Frequency) 부문을 의미한다. 그리고 베이스밴드 유닛은 수신되는 상기 데이터를 해독하는 부문을 의미한다.

[0030] 반면에 클라우드 무선 접속 네트워크(C-RAN)는 기지국의 기능 중 베이스밴드 유닛(BBU)과 원격 무선 헤드(RRH)를 분리하는 것이다. 클라우드 무선 접속 네트워크에서는 개별 기지국은 원격 무선 헤드를 포함하고, 클라우드(Cloud)에 가상 머신의 형태로 베이스밴드 유닛을 포함할 수 있다. 즉, 개별 기지국이 베이스밴드 유닛을 포함하지 않고, 클라우드 컴퓨팅 및 가상화 기술을 사용하여 클라우드가 개별 기지국 마다에 대응하는 베이스밴드 유닛을 포함할 수 있어 클라우드 데이터 센터와 같은 지점으로 중앙 집중화 할 수 있다.

[0031] 일실시예에서 베이스밴드 유닛의 기능을 중앙 집중화 된 데이터 센터에서 가상 머신(VM)으로 구현할 수 있다. 상술한 아키텍처를 이용하는 경우에 CPU, 메모리 및 스토리지와 같은 컴퓨팅 리소스를 효율적으로 관리할 수 있으며 에너지 소비와 비용을 줄일 수 있다.

[0032] 한편, 사물 인터넷(IoT) 장치와 인터넷에 연결된 태블릿 및 컴퓨터의 수가 증가함에 따라 모바일 데이터 트래픽

이 엄청나게 증가하고 있다. 특히, 셀룰러 네트워크에서는 서로 다른 셀(Cell)의 트래픽 패턴(Traffic Pattern)이 서로 다른 시간과 위치에서 매우 다이나믹하게 변화한다.

[0033] 즉, 원격 무선 헤드에 연결되는 사용자 요구량 등에 따라 상기 원격 무선 헤드에 대응하는 베이스밴드 유닛의 컴퓨팅 리소스(computational resource) 필요량이 달라진다. 그리고 상기 베이스밴드 장치에 할당되는 컴퓨팅 리소스에 따라 상기 베이스밴드 장치에 연결되는 원격 무선 헤드의 동작 효율성이 달라진다.

[0034] 구체적으로, 상기 원격 무선 헤드에서 필요로 하는 양보다 과도하게 컴퓨팅 리소스가 베이스밴드 장치에 할당되는 경우 리소스가 낭비될 수 있다. 반대로 상기 원격 무선 헤드에서 필요로 하는 양보다 부족하게 컴퓨팅 리소스가 베이스밴드 장치에 할당되는 경우는 리소스가 부족하여 트래픽이 발생할 수 있다. 또한 컴퓨팅 리소스가 부족한 베이스밴드 장치는 과부하가 걸릴 수 있다.

[0035] 이러한 동적 트래픽을 처리하기 위해서는 더 많은 리소스의 사용이 요구된다. 그러나 기존 모바일 네트워크의 용량과 사용 가능한 리소스는 한정적이기 때문에, 사용자의 서비스 품질(Quality of Service) 요구 사항을 충족하면서 엄청난 양의 데이터 트래픽을 처리하기에 충분하지 않다. 더욱이, 사용자 이동성으로 인한 트래픽 패턴의 변화는 기존의 무선 접속 네트워크(RAN)의 기지국 리소스를 효율적으로 활용하기 어렵게 만든다.

[0036] 따라서 일실시예에 따른 클라우드 무선 접속 네트워크의 중앙 집중식 아키텍처를 사용하여 베이스밴드 유닛 풀에서 중앙 방식으로 리소스를 예약 또는 관리하여 동적 부하(Load)를 효율적으로 관리할 수 있는 방법을 설명한다.

[0038] 도 1을 살펴보면, 일실시예에 따른 클라우드 무선 접속 네트워크는 적어도 하나 이상의 원격 무선 헤드와 상기 원격 무선 헤드에 연결되는 가상 머신을 포함할 수 있다.

[0039] K 개의 셀(Cell)이 있고 각 셀에 하나의 원격 무선 헤드(RRH)가 있는 일반적인 C-RAN 아키텍처를 고려한다. $H=h_1, h_2, \ldots, h_M$는 네트워크의 원격 무선 헤드의 집합이며 여기서 M은 원격 무선 헤드의 수 이다. $U=u_1, u_2, \ldots, u_N$는 사용자 집합이다. 여기서 N은 각 원격 무선 헤드의 최대 사용자 수 이다.

[0040] 각 원격 무선 헤드는 베이스밴드 유닛 풀 내의 가상 머신에 연결된다. 여기서 $V=v_1, v_2, \ldots, v_M$ 는 가상 머신의 집합이다. 하나의 원격 무선 헤드가 베이스밴드 유닛 풀의 하나의 가상 머신에만 연결되므로 원격 무선 헤드와 가상 머신의 수는 동일하다.

[0041] 도 1에서는 예시적으로 베이스밴드 유닛 풀의 가상 머신의 수 및 원격 무선 헤드의 수가 7 개인 경우를 도시하였다. 각 기지국은 원격 무선 헤드를 포함하고, 클라우드는 상기 원격 무선 헤드들에 대응하는 각각의 가상 머신을 포함할 수 있다. 베이스밴드 유닛의 기능을 수행하는 적어도 하나 이상의 가상 머신이 하나의 클라우드에 포함되어 있다. 상기 하나의 클라우드에 포함된 복수의 가상 머신을 베이스밴드 유닛 풀로 이해할 수 있다. 경우에 따라서는 하나의 클라우드가 복수의 베이스밴드 유닛 풀을 포함하는 것도 가능하다.

[0042] 실시간 셀룰러 통신 네트워크에서 각 원격 무선 헤드 내부의 데이터 부하(Load)는 사용자의 이동성으로 인해 시간에 따라 변화한다. 각 가상 머신에 필요한 컴퓨팅 리소스의 양도 상기 부하에 따라 달라진다.

[0043] 따라서 심층 강화 학습 기반의 동적 리소스 할당 장치는 필요한 리소스를 기반으로 각 가상 머신에 리소스를 할당한다. 베이스밴드 유닛 풀에 필요한 총 컴퓨팅 리소스는 베이스밴드 유닛 풀의 모든 가상 머신에서 필요한 컴퓨팅 리소스의 합이며 다음과 같이 쓸 수 있다.

[0044] $$S=\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N} l_{hi,uj}$$

[0045] 여기서 $l_{hi,uj}$는 i번째 원격 무선 헤드에 연결된, 셀에 있는 j번째 사용자의 트래픽 부하이다. 베이스밴드 유닛 풀에 할당된 리소스의 총량은 다음과 같이 계산할 수 있다.

[0046] $$A=\sum_{i=1}^{M} a_i$$

[0047] 여기서 a_i는 i번째 가상 머신에 할당된 리소스이다.

[0048] 48베이스밴드 유닛 풀의 최대 용량 제한인 B_{max}는 고정되어 있으므로 할당된 리소스의 총량이 최대 용량인 A는 B_{max}를 초과할 수 없다($A<B_{max}$). 리소스를 할당한 후 남는 리소스는 베이스밴드 유닛 풀에 저장된다. 절약된 리소스의 총량 δ는 $\delta = B_{max}-A$로 쓸 수있다.

[0049] 또한 베이스밴드 유닛 풀은, 동적 리소스 할당 장치가 필요한 양보다 많은 자원을 할당한 경우에 일부 리소스가 낭비 될 수있다. i번째 가상 머신에서 낭비되는 리소스의 양은 다음과 같이 쓸 수 있다.

[0050] $$w_i = a_i - \sum_{j=1}^{N} l_{hi,uj}$$

[0051] 동적 리소스 할당 장치가 필요한 리소스보다 적게 할당하면 만족하지 못한 사용자 수요가 증가한다. i번째 원격 무선 헤드에서 N사용자의 만족하지 못한(모자른) 수요량을 다음과 같이 정의할 수 있다.

[0052] $$\mu_i = \sum_{j=1}^{N} (l_{hi,uj} - d_{hi,uj})$$

[0053] 여기서 $d_{hi,uj}$는 i번째 원격 무선 헤드에 연결된 셀에서 j번째 사용자의 만족된 수요를 나타낸다.

[0054] 일실시예에 따른 동적 리소스 할당 장치는 낭비되는 리소스와 만족하지 못한 사용자 수요를 최소화하는 방식으로 리소스를 할당할 수 있다.

[0056] 도 2는 클라우드 무선 접속 네트워크에서 심층 강화 학습을 수행하는 동적 리소스 할당 장치에 대한 개념도이다.

[0057] 베이스밴드 유닛 풀(BBU Pool)은 베이스밴드 유닛(BBU)의 기능을 수행하는 적어도 하나 이상의 가상 머신을 포함하고, 베이스밴드 유닛 풀 내부의 트래픽 부하는 개별 가상 머신에 연결된 모든 원격 무선 헤드에 따라 달라질 수 있다. 동적 리소스 할당 장치는 모든 원격 무선 헤드의 부하(Load)를 가져올 수 있다. 즉, 모든 원격 무선 헤드는 동일한 베이스밴드 유닛 풀에 연결되기 때문에 모든 원격 무선 헤드의 부하 정보를 중앙 집중화된 하나의 프로세서에서 처리할 수 있다.

[0058] 동적 리소스 할당 장치는 상기 원격 무선 헤드의 부하 정보를 사용하여 연결된 원격 무선 헤드의 부하를 처리하기 위해 각 가상 머신에 필요한 컴퓨팅 리소스의 양에 따라 상기 가상 머신의 크기를 조정하고 각 가상 머신에 리소스를 할당하도록 결정할 수 있다. 또한 상기 동적 리소스 할당 장치의 리소스 보상은 수행된 액션에 따라 획득될 수 있다.

[0059] 구체적으로 심층 강화 학습부(201)는 원격 무선 헤드의 부하 변동을 학습할 수 있다. 네트워크의 각 셀에있는 트래픽 로드(Traffic Load)는 하루의 어느 시간인지에 따라 달라진다. 따라서 상기 심층 강화 학습부(201)는 달라지는 시간 변화에 따른 부하의 변동을 학습할 수 있다.

[0060] 다시 말해, 사용량이 많은 시간에는 필요 리소스가 많고 사용량이 적은 시간에는 사용자 부하에 따라 리소스 요구 사항이 낮다. 상기 심층 강화 학습부는 하루 중 각 시간에 대응하는 각 셀의 트래픽 로드에 대한 정보를 획득하고 학습할 수 있다.

[0061] 다음으로 계산부(203)는 가상 머신의 컴퓨팅 리소스 필요량을 계산할 수 있다. 구체적으로 상기 계산부(203)는 상기 심층 강화 학습부(201)가 학습한 부하 변동에 대응하여 가상 머신의 컴퓨팅 리소스 필요량을 계산할 수 있다. 또한 현재 할당되어 있는 컴퓨팅 리소스의 양과 대비하여 늘리거나 줄여야 하는 양을 계산하는 것도 가능하다.

[0062] 마지막으로 할당부(205)는 계산된 리소스에 따라 각각의 가상 머신에 할당 작업을 수행한다. 현재 할당되어 있는 컴퓨팅 리소스를 늘리거나 줄일 수 있고, 유지하는 것도 가능하다.

[0063] 한편, 동적 리소스 할당 장치는 사용자 요구를 충족하기 위해 부하 변동을 지속적으로 반복하여 학습할 수 있다. 가상 유닛으로부터 보상 값을 획득하고, 상기 보상 값을 반영하면서 지속적으로 학습하여 리소스 할당 효율을 더욱 높일 수 있다.

[0064] 따라서 상술한 동적 리소스 할당 장치는 리소스의 필요량을 미리 예측하면서, 학습된 모델을 기반으로 각 가상

머신에 리소스를 할당할 수 있다.

[0066] 도 3은 일실시예에 따른 심층 강화 학습을 수행하는 다른 동적 리소스 할당 장치에 대한 개념도이다. 도 3에서는 동적 리소스 할당 장치의 세부 구성과 학습 및 할당 과정을 함께 구체적으로 살펴본다.

[0067] 먼저 심층 강화 학습(DRL)이란 강화 학습(RL)과 심층 신경망(Deep Neural Network)의 조합으로서, 기존 강화 학습 알고리즘을 향상시키는 효율적이고 효과적인 접근 방식을 제공할 수 있다. 즉, 심층 신경망의 고차원 상태 공간에서 직접 유용한 기능을 추출하는 기능을 활용하여, End-to-End 강화 학습을 수행하는 학습 방법이다. 본 명세서에서는 심층 강화 학습의 기초 이론에 대해서는 깊게 설명하지 않으며, R. S. Sutton and A. G. Barto, Reinforcement Learning, Second Edition: An Introduction - Complete Draft, 2018. 이나, I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, Deep learning. MIT press 등을 참고하면 이해할 수 있다.

[0068] 일실시예에 따른 심층 강화 학습부는 학습부와 예측부를 포함할 수 있다. 상기 학습부는 동적 리소스 할당 장치의 심층 강화 학습부는 사용자 로드(User Load)에 연관되는 상태(State) 정보를 획득한다.

[0069] 그리고, 작업을 수행하는 경우의 Q값 근사치를 계산한다. 작업은 예시적으로 그러나 한정되지 않게 가상 머신에 컴퓨팅 리소스를 할당하는 작업을 의미할 수 있다.

[0070] 그 후 특정 상태의 가능한 모든 작업 집합에서 최대 Q값을 가진 작업(A)이 선택된다. 상기 심층 강화 학습부는 작업(A)이 선택된 후 매 학습에서 보상 값(R)을 수신한다. 상기 보상 값(R)에 기반하여 상기 학습부는 작업 수행 방법을 학습한다.

[0071] 또한 상기 학습부는 상기 보상 값이 원하는 목표 값에 도달할 때 까지 학습을 반복할 수 있다. 목표 값은 예를 들면 현재 상태에서 사용자 로드에 대응한 컴퓨팅 리소스 할당 값과 실제 필요한 컴퓨팅 리소스 값의 차이일 수 있다. 즉, 사용자 로드에 대응한 컴퓨팅 리소스 할당 값과 실제 필요한 컴퓨팅 리소스 값의 차이가 미리 지정되는 값 이하가 될 때까지 학습을 반복할 수 있다.

[0072] 예측부는 상기 학습한 내용에 기반하여 다음 상태를 예측할 수 있다. 구체적으로 상기 학습한 상태 정보와 보상 값을 이용하여 다음 구간의 사용자 로드에 연관되는 다음 상태 정보를 예측할 수 있다.

[0073] 따라서 심층 강화 학습부는 학습부의 반복적인 학습을 이용하여 예측부가 다음 구간의 사용자 로드를 예측할 수 있다.

[0075] 이어서 일실시예에 따른 동적 리소스 할당 방법에 대해 상세하게 설명한다.

[0076] 각 상태(A)에는 데이터 세트의 사용자로드가 포함되므로 상태 값은 연속적이다. 이 경우 상태 공간(State Space)과 행동 공간(Action Space)은 무한이 될 것이다. 따라서 유한한 상태 공간을 얻기 위해 데이터 세트에서 최대 로드 및 최소 로드를 획득하여 상태 값을 이산화할 수 있다.

[0077] 그런 다음 상기 상태 값을 임의의 수로 나눔으로써 상태 클러스터를 얻을 수 있다. 상태의 수는 사용자가 선택한 난수에 따라 달라질 수 있다. 동적 리소스 할당 방법에서 상태, 작업, 보상을 각각 설명하면 다음과 같다.

[0078] 상태집합-S: 동적 리소스 할당 장치의 상태는 각 순간에 베이스밴드 유닛 풀의 모든 가상 머신에 필요한 리소스 집합이다. 상기 집합에는 네트워크의 모든 상태 값이 포함될 수 있다. 상기 집합의 원소인 한 상태는 심층 강화 학습부의 입력으로 사용된다.

[0079] 작업집합-A: 작업을 수행하여 베이스밴드 유닛 풀의 각 가상 머신에 컴퓨팅 리소스를 할당한다. 동적 리소스 할당 장치는 상태에 제공된 필요한 총 컴퓨팅 리소스를 기반으로 베이스밴드 유닛 풀에 할당된 리소스의 총량에 따라 자원을 할당한다.

[0080] 따라서 작업집합 A는 동적 리소스 할당 장치가 작업 A에 의해 할당하기 위해 취할 수 있는 가능한 모든 작업 리소스 집합을 의미한다. 각 작업 A는 모든 가상 머신에 할당된 리소스의 총량을 나타낸다.

[0081] 보상집합-R: 작업을 수행한 후 작업에 따라 심층 강화 학습부에 즉각적인 보상 값이 전달된다. 여기서 즉각적인 보상 값은 다음과 같이 정의할 수 있다.

[0082] $$R=\delta\times\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}d_{hi,uj}$$

[0083] 여기서 δ는 베이스밴드 유닛 풀에서 절약된 리소스의 총량이며, 구체적으로 설명하면 베이스밴드 유닛 풀의 최대 용량 B_{max}에서 할당된 리소스의 총량인 A를 뺀 값 즉, B을 의미할 수 있다.

[0084] 여기서 $d_{hi,uj}$는 i 번째 원격 무선 헤드에 연결된 셀에서 j번째 사용자의 만족된 수요를 나타내고, σ는 절약된 리소스의 양과 관련된 비용이다. 동적 리소스 할당 장치는 모든 보상 값을 포함하는 보상집합 R을 사용할 수 있다.

[0085] 상술한 상태, 행동, 보상을 바탕으로 심층 강화 학습을 수행하는 동적 리소스 할당 장치가 제시된다. 일실시예에서 성능의 향상을 위해 두 개의 신경망을 사용하고, 하나는 메인 네트워크로, 다른 하나는 타겟 네트워크로 사용할 수 있다.

[0086] 도 4는 일실시예에 따른 클라우드 무선 접속 네트워크에서 동적 리소스를 할당하는 알고리즘을 도시한다.

[0087] 먼저 용량 ε를 갖는 재생메모리의 E, 메인 네트워크의 가중치 Θ, Θ의 값과 동일한 타겟 네트워크의 가중치 Θ', 그리고 미니 배치의 사이즈 L을 초기화한다.

[0088] DNN은 클라우드 무선 접속 네트워크 환경에서 각각의 상태-작업 쌍 (S, A)의 상관 관계를 결정할 수 있다. DNN은 각 상태에서 주어진 모든 가상 머신에 필요한 컴퓨팅 리소스를 입력으로 취하고, 상태 S에서 작업 A를 수행하기 위해 작업 값 함수 Q(S,A;Θ)를 출력한다. 여기서 S∈S이고, A∈A이다. 타겟 네트워크 작업 값 함수 Q(S,A;Θ')는 상기 타겟 네트워크의 가중치 Θ'로 초기화된다. DNN은이 상술한 과정에 따라 모든 상태를 학습하고, 상태 전환 샘플은 재생 메모리 E에 저장된다.

[0089] 각 에피소드 k ∈ 1, 2, ... , K에서 심층 강화 학습은 t ∈ 1, 2, ... , T 번 반복될 수 있다. 각 반복에서 C-RAN 사용자로드의 상태 S_t 중 하나가 상기 타켓 네트워크의 상태로 간주된다. 심층 강화 학습부는 ε-greedy 방법에 따라, 작업 A_t를 수행한다. 이 방법에서 확률 ε으로, 동적 리소스 할당 장치는 리소스 할당의 무작위 작업을 선택하거나, 그렇지 않으면 가장 높은 예상 Q 값을 가진 작업을 선택한다. 여기서 S_t는 현재 상태이고, A_t는 해당 상태에서 최대 보상을 제공하는 동작으로서 보상을 극대화하는 각 가상 머신에 리소스 양을 할당하는 것을 의미한다. Θ 는 학습된 DNN의 가중치이다.

[0090] 동적 리소스 할당 장치는 작업을 수행한 후 즉각적인 보상 값 R_t와 다음 상태 S_{t+1}을 획득한다. 상태 전이 (S_t, A_t, R_t, S_{t+1})는 재생 메모리 E에 저장된다. 재생 메모리로부터 상태 전이의 무작위 미니 배치가 샘플링된다. 알고리즘에서 R_t 및 할인 계수 γ로부터 얻은 φ_t는, 상태 S_t에서 액션 A_t를 취하기위한 목표 값입니다. 작업 선택은 작업 값을 평가하는 데 사용되는 메인 네트워크 Θ 및 Θ'의 가중치에 따라 달라진다. 각 반복에서 손실 함수는 φ_t 값과 작업 값으로부터 계산된다. 그런 다음 손실 함수는 역 전파되어 Θ 값에 따라 매 결정 시기(Epoch)가 끝날 때 Θ'를 업데이트한다.

[0091] 상술한 일실시예에 따른 동적 리소스 할당 방법을 이용하여 각각의 가상 머신에 컴퓨팅 리소스를 효율적으로 할당할 수 있다.

[0093] 도 5는 클라우드 무선 접속 네트워크에서 동적 리소스 할당 장치가 동작하는 방법에 대한 개념도이다. 도 5에서는 상술한 동적 리소스 할당 장치가 클라우드 무선 접속 네트워크에서 동작하는 방법을 전체적으로 설명한다.

[0094] 일실시예에 따른 클라우드 무선 접속 네트워크는, 클라우드(510)와 기지국(520)으로 구성될 수 있다. 상기 기지국(520)은 복수의 기지국으로 구성될 수 있다. 도 5에서는 예시적으로 4 개의 개별 기지국(521, 523, 525, 527)을 도시한다. 각각의 개별 기지국(521, 523, 525, 527)은 베이스밴드 유닛 없이 원격 무선 헤드(RRH)만을 포함할 수 있다.

[0095] 상기 클라우드(510)는 상기 개별 기지국에 대응하는 복수의 가상 머신(511, 513, 515, 517)을 포함할 수 있다. 상기 가상 머신은 상기 원격 무선 헤드에 대응하여 베이스밴드 유닛의 역할을 수행할 수 있다. 또한 예시적으

로 그러나 한정되지 않게 상기 복수의 가상 머신은 상기 원격 무선 헤드에 1:1로 대응할 수 있다.

[0096] 동적 리소스 할당 장치(500)는 도시된 클라우드 무선 접속 네트워크에서 상기 복수의 가상 머신(511, 513, 515, 517)에 컴퓨팅 리소스를 할당할 수 있다. 구체적으로 상기 동적 리소스 할당 장치(500)는 심층 강화 학습부(501), 계산부(503), 그리고 할당부(505)를 포함할 수 있다.

[0097] 여기서 심층 강화 학습부는 클라우드의 각각의 가상 머신으로부터 대응하는 원격 무선 헤드의 사용자 로드 정보를 상태 정보로 획득할 수 있다. 획득한 상태 정보를 이용하여 심층 강화 학습을 수행하고, 학습을 기반으로 다음 상태 정보를 예측할 수 있다.

[0098] 계산부(503)는 예측된 상태 정보를 이용하여 상기 가상 머신에 할당할 컴퓨팅 리소스를 계산할 수 있다. 구체적으로 예측된 상태 정보는 다음 구간에서 사용자 로드를 예측한 값이기 때문에 예측된 사용자 로드에 대응하여 상기 가상 머신에 할당할 컴퓨팅 리소스를 계산할 수 있다.

[0099] 할당부(505)는 계산된 컴퓨팅 리소스를 상기 가상 머신에 할당한다. 예시적으로 그러나 한정되지 않게 Q함수 값을 할당함으로써 컴퓨팅 리소스를 상기 가상 머신에 할당할 수 있다. 또한 상기 가상 머신에 이미 할당되어 있는 컴퓨팅 리소스와 비교하여 현재 단계의 컴퓨팅 리소스를 증가시키거나 감소시키거나 또는 유지시킬 수 있다.

[0100] 상기 할당부(505)에 의해 새로운 컴퓨팅 리소스가 할당되면 상기 심층 강화 학습부(510)는 상기 가상 머신으로부터 즉각적인 보상 값을 획득할 수 있다. 상기 심층 강화 학습부(510)는 획득한 보상 값을 이용하여 다시 학습하고 다시 상태 정보를 예측할 수 있다.

[0101] 상술한 과정은 특정 목표 값에 도달할 때 까지 반복 수행될 수 있다. 상기 목표 값은 도 2 및 도 3에서 상세히 설명하였으므로 반복 설명하지 않는다.

[0103] 도 6는 일실시예에 따른 동적 리소스 할당 장치가 동작하는 흐름도이다. 일실시예에 따른 동적 리소스 할당은 상태 정보를 획득하는 단계(S601), 상태 정보를 학습하는 단계(S602), 컴퓨팅 리소스를 계산하는 단계(S603), 그리고 가상 머신에 컴퓨팅 리소스를 할당하는 단계(S604)를 포함할 수 있다. 또한 할당된 리소스에 대응하는 보상 값을 획득하는 단계(S605)를 더 포함할 수 있다.

[0104] 상태 정보를 획득하는 단계(S601)는 클라우드 무선 접속 네트워크의 가상 머신으로부터 상기 가상 머신에 대응하는 원격 무선 헤드의 부하 정보를 획득하는 단계이다. 다시 말해, 원격 무선 헤드의 부하 정보를 포함하는 상태 정보를 상기 가상 머신으로부터 획득할 수 있다.

[0105] 상태 정보를 학습하는 단계(S602)는 획득한 상태 정보를 이용하여 심층 강화 학습을 수행하는 단계이다. 심층 강화 학습의 알고리즘은 도 4에서 상세히 설명하였다.

[0106] 컴퓨팅 리소스를 계산하는 단계(S603)는 학습한 내용을 기반으로 각 가상 머신에 요구되는 컴퓨팅 리소스를 계산하는 단계이다. 상기 각 가상 머신은 대응하는 원격 무선 헤드의 다이나믹하게 변화하는 사용자 로드에 따라 요구되는 컴퓨팅 리소스가 변화한다. 따라서 상기 변화하는 컴퓨팅 리소스를 예측하여 계산하는 단계이다.

[0107] 가상 머신에 컴퓨팅 리소스를 할당하는 단계(S604)는 S603 단계에서 계산된 컴퓨팅 리소스를 각각의 가상 머신에 할당하는 단계이다. 컴퓨팅 리소스의 할당은 기존에 이미 할당되어 있는 컴퓨팅 리소스를 증가, 감소 또는 유지시키는 방법일 수 있다.

[0108] 보상 값을 획득하는 단계(S605)에서는 할당된 리소스에 대응하는 보상 값을 획득한다. 컴퓨팅 리소스를 할당하는 단계(S604)에서 새롭게 컴퓨팅 리소스를 할당하였으나, 리소스 할당 목표에 도달하지 못한 경우에는 가상 머신으로부터 보상 값을 획득하고 다시 이전 S602 단계부터 반복 수행할 수 있다.

[0109] 한편, 컴퓨팅 리소스를 할당하는 단계(S604)에서 새롭게 컴퓨팅 리소스를 할당하여, 리소스 할당 목표에 도달한 경우에는 작업을 종료할 수 있다.

[0111] 일실시예에 따른 클라우드 무선 접속 네트워크의 베이스밴드 유닛 풀 내의 각 가상 머신에 동적으로 컴퓨팅 리소스를 할당하는 심층 강화 학습 기반 알고리즘을 설명했다. 동적 리소스 할당 장치는 서로 다른 원격 무선 헤드의 부하 변동을 학습하고, 연결된 가상 머신의 부하에 따라 컴퓨팅 리소스를 할당한다. 일실시예에 따른 동

적 리소스 할당 방법을 이용하면 충족되지 않은 사용자 수요와 낭비되는 리소스의 양을 최소화하면서 컴퓨팅 리소스를 할당할 수 있다.

[0113] 제시된 실시예들에 대한 설명은 임의의 본 발명의 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본 발명의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진자에게 명백할 것이며, 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본 발명의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 발명은 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

부호의 설명

[0114] 100: 클라우드 무선 접속 네트워크(C-RAN)

110: 클라우드

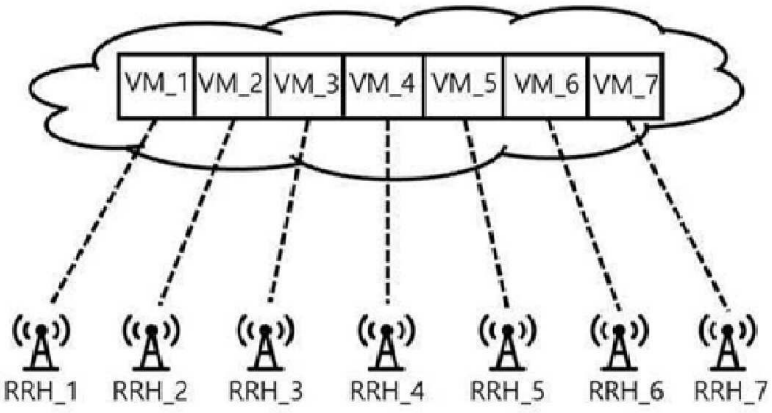
111: 가상 머신

120: 원격 무선 헤드

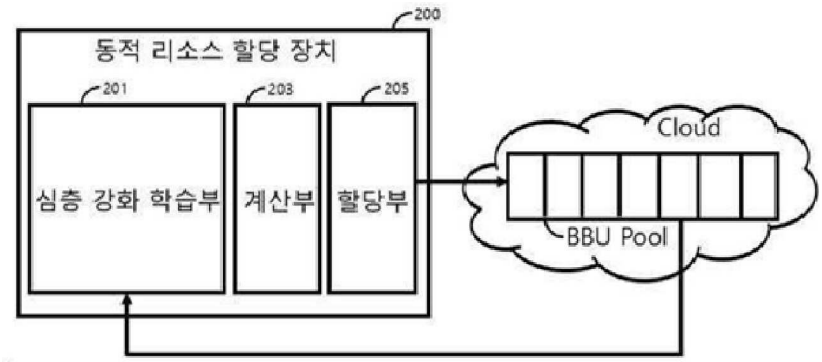
200: 동적 리소스 할당 장치

도면

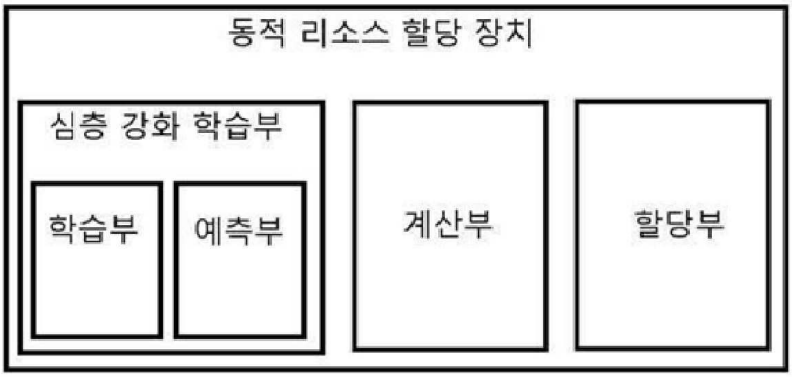
도면1



도면2



도면3

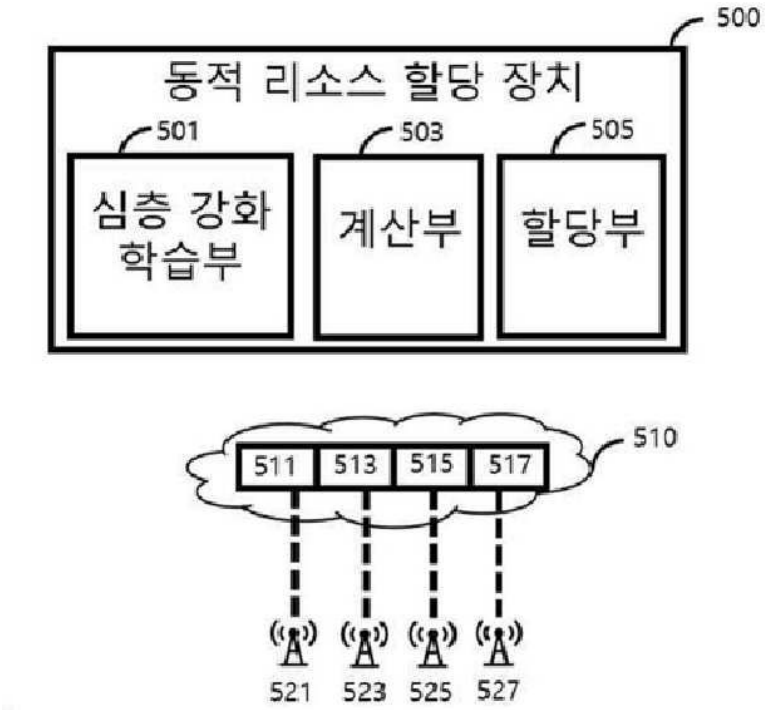


도면4

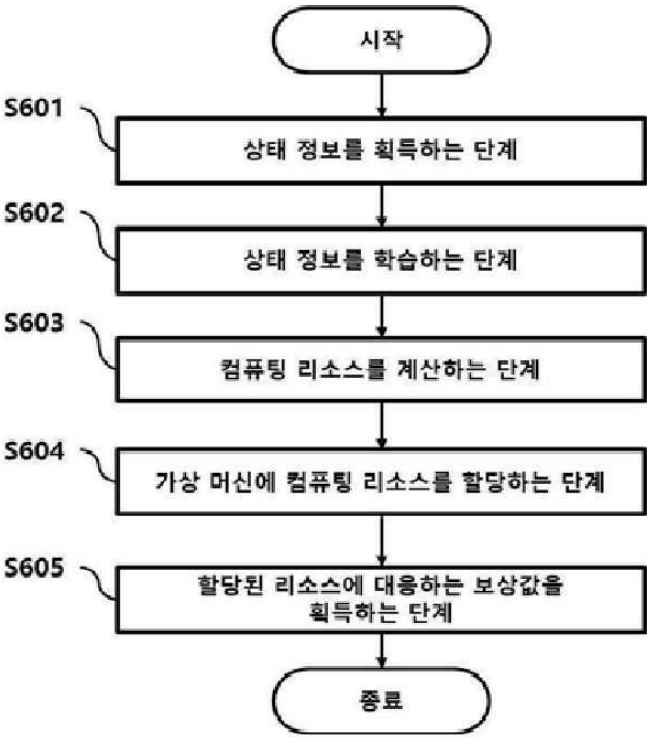
Algorithm 1 DRL based resource allocation framework

Initialize replay memory E with capacity $\mathcal{E}$, main network weights θ, target network weights $\theta' = \theta$ and mini-batch size L
Pre-train DNN with input pairs (S, A), corresponding main network action-value function $Q(S, A; \theta)$ and target network action-value function $Q(S, A; \theta')$
Save the trained network and its corresponding experience in replay memory E
for episode $k \in 1, 2, \ldots, K$ **do**
  for $t \in 1, 2, \ldots, T$ **do**
    Get the network state S_t from the dataset
    With probability ϵ, select a random action A_t
    Otherwise, select $A_t = \text{argmax}_{A_t} Q(S_t, A_t; \theta)$
    Execute action A_t
    Observe reward R_t and next state S_{t+1}
    Store state transition (S_t, A_t, R_t, S_{t+1}) in E
    Sample mini-batch of L transitionssection from E
    Set $\phi_t = \begin{cases} \mathrm{R}_t \text{ for terminal state } S_{t+1} \\ \mathrm{R}_t + \gamma \max_{A'_t} Q(S_{t+1}, A'_t; \theta') \text{ o.w.} \end{cases}$
    Update θ by performing a gradient descent on $(\phi_t - Q(S_t, A_t; \theta))^2$
  end for
  Update target network weights $\theta' = \theta$
end for

도면5


500
동적 리소스 할당 장치
501
심층 강화 학습부
503
계산부
505
할당부
510
511
513
515
517
521
523
525
527

도면6


시작
S601
상태 정보를 획득하는 단계
S602
상태 정보를 학습하는 단계
S603
컴퓨팅 리소스를 계산하는 단계
S604
가상 머신에 컴퓨팅 리소스를 할당하는 단계
S605
할당된 리소스에 대응하는 보상값을 획득하는 단계
종료