



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0094070
(43) 공개일자 2024년06월25일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 10/60 (2022.01) G06N 10/20 (2022.01)
G06N 3/04 (2023.01) G06N 3/08 (2023.01)
B82Y 10/00 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06N 10/60 (2022.01)
G06N 10/20 (2022.01)
(21) 출원번호 10-2022-0158284
(22) 출원일자 2022년11월23일
심사청구일자 2022년11월23일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
김중현
서울특별시 동작구 상도로 346-2, 212동 201호
정소이
서울특별시 동대문구 왕산로 86, 101동 1707호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
윤귀상

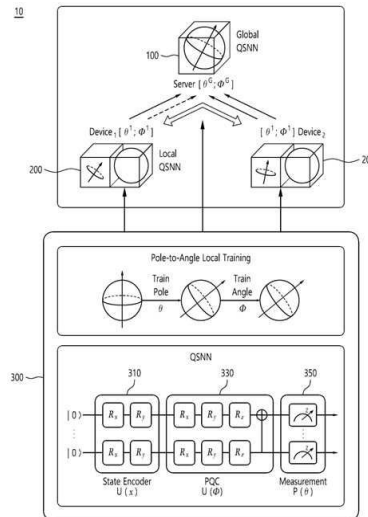
전체 청구항 수 : 총 10 항

(54) 발명의 명칭 양자 연합학습 시스템 및 방법

(57) 요약

본 발명은 싱글-홉 오프로딩 환경(Single-Hop Offloading Environment)으로부터 입력 받은 적어도 하나 이상의 관측 값을 기초로 연합학습을 수행하는 양자 연합학습 시스템에 관한 것으로, 양자 슬림 신경망(QSNN; Quantum Slimmable neural network) 모델의 파라미터를 초기화하여 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 초기화된 양자 슬림 신경망 모델을 전송하는 글로벌 서버; 및 상기 초기화된 양자 슬림 신경망 모델에 상기 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력하여 상기 양자 슬림 신경망 모델을 학습시키고, 상기 학습된 양자 슬림 신경망 모델의 파라미터를 상기 글로벌 서버 측으로 전송하는 적어도 하나 이상의 로컬 장치;를 포함한다. 이를 통해, 종래의 컴퓨팅에서 수행되는 연합학습이 갖는 시간에 따른 통신 채널 조건 및 에너지 제한과 같은 환경 역학 문제를 해결할 수 있다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G06N 3/0454 (2013.01)

G06N 3/08 (2023.01)

B82Y 10/00 (2013.01)

(72) 발명자

윤원준

서울특별시 강남구 학동로64길 14,101동 1002호

김재평

서울특별시 강동구 상암로 11

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 1711154060

과제번호 2022R1A2C2004869

부처명 과학기술정보통신부

과제관리(전문)기관명 한국연구재단

연구사업명 개인기초연구(과기정통부)

연구과제명 Quantum Hyper-Driving: 양자 컴퓨팅 기반 초연결 고차원-센싱 자율이동체 기술

기 여 율 1/1

과제수행기관명 고려대학교

연구기간 2022.03.01 ~ 2023.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

싱글-홉 오프로딩 환경(Single-Hop Offloading Environment)으로부터 입력 받은 적어도 하나 이상의 관측 값을 기초로 연합학습을 수행하는 양자 연합학습 시스템에 있어서,

양자 슬림 신경망(QSNN; Quantum Slimmable neural network) 모델의 파라미터를 초기화하여 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 초기화된 양자 슬림 신경망 모델을 전송하는 글로벌 서버; 및

상기 초기화된 양자 슬림 신경망 모델에 상기 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력하여 상기 양자 슬림 신경망 모델을 학습시키고, 상기 학습된 양자 슬림 신경망 모델의 파라미터를 상기 글로벌 서버 측으로 전송하는 적어도 하나 이상의 로컬 장치를 포함하는, 양자 연합학습 시스템.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 양자 슬림 신경망 모델은,

상기 적어도 하나 이상의 관측 값을 3차원 구에 매핑하여 각 축에 따른 각도를 산출하는 상태 인코더부;

상기 각 축에 따른 각도를 기본 레이어에 매핑하고, CX(Controlled X) 게이트를 통해 매핑된 기본 레이어를 중첩하는 양자 회로부; 및

상기 중첩된 기본 레이어를 z축 평면 상에 반복적으로 사영하여 축 값을 측정하는 측정부;를 포함하는, 것을 특징으로 하는, 양자 연합학습 시스템.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 양자 회로부는,

상기 양자 상태로 변환된 각 축에 따른 각도에 기초한 각도 학습을 통해 상기 기본 레이어의 각도 파라미터를 업데이트하고,

상기 측정부는,

상기 업데이트된 기본 레이어의 각도 파라미터에 기초한 로컬 측 학습을 통해 축 파라미터를 업데이트하는 것을 특징으로 하는, 양자 연합학습 시스템.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치는,

상기 양자 슬림 신경망 모델의 업데이트가 완료되면, 상기 업데이트된 양자 슬림 신경망 모델의 파라미터를 상기 글로벌 서버 측에 전송하되, 상기 싱글-홉 오프로딩 환경의 채널 상태를 고려하여 상기 각도 파라미터 및 축 파라미터 중 어느 하나 이상을 전송하는 것을 특징으로 하는, 양자 연합학습 시스템.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 글로벌 서버는,

상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치가 전송한 상기 각도 파라미터 및 축 파라미터를 각각 결합하고,

상기 결합된 각도 파라미터 및 축 파라미터를 기초로 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델을 학습시켜 업데이트하며,

상기 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델을 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 재전송하는 것을 특징으로 하는, 양자 연합학습 시스템.

청구항 6

연합학습을 수행하는 양자 연합학습 시스템에서 수행되는 양자 연합학습 방법에 있어서,

글로벌 서버가 양자 슬림 신경망(QSNN; Quantum Slimmable neural network) 모델의 파라미터를 초기화하여 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 초기화된 양자 슬림 신경망 모델을 전송하는 단계;

상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치가 싱글-홉 오프로딩 환경(Single-Hop Offloading Environment)으로부터 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력 받는 단계; 및

상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치가 상기 초기화된 양자 슬림 신경망 모델에 상기 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력하여 상기 양자 슬림 신경망 모델을 학습시키고, 상기 학습된 양자 슬림 신경망 모델의 파라미터를 상기 글로벌 서버 측으로 전송하는 단계;를 포함하는 양자 연합학습 방법.

청구항 7

제6항에 있어서,

상기 양자 슬림 신경망 모델은,

상기 적어도 하나 이상의 관측 값을 3차원 구에 매핑하여 각 축에 따른 각도를 산출하는 상태 인코더부;

상기 각 축에 따른 각도를 기본 레이어에 매핑하고, CX(Controlled X) 게이트를 통해 매핑된 기본 레이어를 중첩하는 양자 회로부; 및

상기 중첩된 기본 레이어를 z 축 평면 상에 반복적으로 사영하여 축 값을 측정하는 측정부;를 포함하는 것을 특징으로 하는, 양자 연합학습 방법.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 양자 회로부는,

상기 양자 상태로 변환된 각 축에 따른 각도에 기초한 각도 학습을 통해 상기 기본 레이어의 각도 파라미터를 업데이트하고,

상기 측정부는,

상기 업데이트된 기본 레이어의 각도 파라미터에 기초한 로컬 축 학습을 통해 축 파라미터를 업데이트하는 것을 특징으로 하는, 양자 연합학습 방법.

청구항 9

제8항에 있어서,

상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치가 업데이트된 상기 양자 슬립 신경망의 파라미터를 상기 글로벌 서버에 전송하는 단계는,

상기 양자 슬립 신경망 모델의 업데이트가 완료되면, 상기 업데이트된 양자 슬립 신경망 모델의 파라미터를 상기 글로벌 서버 측에 전송하되, 상기 싱글-홉 오프로딩 환경의 채널 상태를 고려하여 상기 각도 파라미터 및 축 파라미터 중 어느 하나 이상을 전송하는 것을 특징으로 하는, 양자 연합학습 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 글로벌 서버가 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치로부터 수신한 상기 각도 파라미터 및 축 파라미터를 각각 결합하는 단계;

상기 글로벌 서버가 상기 결합된 각도 파라미터 및 축 파라미터를 기초로 글로벌 측 양자 슬립 신경망 모델을 학습시켜 업데이트하는 단계; 및

상기 글로벌 서버가 상기 글로벌 측 양자 슬립 신경망 모델을 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 재전송하는 단계;를 더 포함하는 것을 특징으로 하는, 양자 연합학습 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 양자 연합학습 시스템 및 방법에 관한 것으로 더욱 상세하게는, 양자 회로를 포함하는 장치 및 서버를 이용하여 연합학습을 수행하는 양자 연합학습 시스템 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 종래의 컴퓨팅에서 수행되는 연합학습은(Federated Learning)은, 다수의 단말과 하나의 서버가 협력하여 글로벌 모델(Global model)을 학습하는 기계학습 기술이다. 여기서, 단말은 예컨대 사물 인터넷 기기, 스마트 폰 등이 될 수 있다.

[0003] 이러한 종래의 연합학습은, 제한된 양의 로컬 데이터를 학습하기 위한 학습 샘플의 부족을 극복할 수 있다.

[0004] 그리고, 종래의 연합학습은, 무선으로 연결되는 이기종 장치인 단말이 증가할수록 학습의 효율성이 증가한다.

[0005] 하지만, 이기종 장치는, 서로 다른 수준의 가용 에너지를 갖게 되므로 상대적으로 가용 에너지가 적은 저 에너지 장치는 노비가 작은 로컬 모델을 실행하는 반면, 가용 에너지가 큰 고 에너지 장치는 노비가 큰 로컬 모델을 실행할 수 있다.

[0006] 이에, 연합학습은, 동일한 아키텍처로부터의 로컬 모델만 집계할 수 있어 노비가 작거나 큰 로컬 모델을 학습할 수 없는 문제점을 갖는다.

[0007] 그리고, 종래의 연합학습은, 데이터 희소성 및 데이터 불균형으로 인해 발생하는 non-IID(non-independent and identically distributed) 문제를 줄이기 위해, 학습을 그룹화(grouping, clustering)하는 방법들이 제안되고 있지만, 이 경우에는 학습 샘플이 감소된 복수의 단말 그룹에 대해 연합학습을 동시에 실행하기에 정확도가 떨어진다는 문제가 있다.

[0008] 이러한 문제를 해결하기 위해 종래의 연합학습은, 인공신경망의 노비 제어가 가능한 SNN(Slimmable Neural Network) 모델을 사용하는 방법이 개발되고 있으나, 환경에 따른 임의의 페이딩(fading) 및 이동성으로 인해 시간과 위치에 따라 변하는 채널 상태를 조사하기 위한 추가적인 통신 및 에너지 비용을 수반한다는 문제점을 갖는다.

[0009] 따라서, 시간에 따른 통신 채널 조건 및 에너지 제한과 같은 환경 역학 문제를 해결하는 기술에 대한 연구개발

이 필요한 실정이다.

선행기술문헌

특허문헌

[0010] (특허문헌 0001) (대한민국) 공개특허공보 제10-2020-0097787호

발명의 내용

해결하려는 과제

[0011] 본 발명은 상기와 같은 문제를 해결하기 위해 안출된 것으로, 학습 가능한 양자 회로 기반 모델을 포함하는 장치가 싱글-홉 오프로딩 환경에 따른 값을 학습하고, 학습에 따른 파라미터를 서버에 전달함으로써 글로벌 모델을 생성하는, 양자 연합학습 시스템 및 방법을 제공하는 것이다.

과제의 해결 수단

[0012] 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 일 실시예에 따른 양자 연합학습 시스템은, 싱글-홉 오프로딩 환경(Single-Hop Offloading Environment)으로부터 입력 받은 적어도 하나 이상의 관측 값을 기초로 연합학습을 수행하는 양자 연합학습 시스템으로써, 양자 슬림 신경망(QSNN; Quantum Slimmable neural network) 모델의 파라미터를 초기화하여 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 초기화된 양자 슬림 신경망 모델을 전송하는 글로벌 서버; 및 상기 초기화된 양자 슬림 신경망 모델에 상기 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력하여 상기 양자 슬림 신경망 모델을 학습시키고, 상기 학습된 양자 슬림 신경망 모델의 파라미터를 상기 글로벌 서버 측으로 전송하는 적어도 하나 이상의 로컬 장치;를 포함한다.

[0013] 여기서, 상기 양자 슬림 신경망 모델은, 상기 적어도 하나 이상의 관측 값을 3차원 구에 매핑하여 각 축에 따른 각도를 산출하는 상태 인코더부; 상기 각 축에 따른 각도를 기본 레이어에 매핑하고, CX(Controlled X) 게이트를 통해 매핑된 기본 레이어를 중첩하는 양자 회로부; 및 상기 중첩된 기본 레이어를 z축 평면 상에 반복적으로 사영하여 축 값을 측정하는 측정부;를 포함할 수 있다.

[0014] 그리고, 상기 양자 회로부는, 상기 양자 상태로 변환된 각 축에 따른 각도에 기초한 각도 학습을 통해 상기 기본 레이어의 각도 파라미터를 업데이트하고, 상기 측정부는, 상기 업데이트된 기본 레이어의 각도 파라미터에 기초한 로컬 측 학습을 통해 측 파라미터를 업데이트할 수 있다.

[0015] 이와 관련하여, 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치는, 상기 양자 슬림 신경망 모델의 업데이트가 완료되면, 상기 업데이트된 양자 슬림 신경망 모델의 파라미터를 상기 글로벌 모델에 전송하되, 상기 싱글-홉 오프로딩 환경의 채널 상태를 고려하여 상기 각도 파라미터 및 측 파라미터 중 어느 하나 이상을 전송할 수 있다.

[0016] 이에, 상기 글로벌 서버는, 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치가 전송한 상기 각도 파라미터 및 측 파라미터를 각각 결합하고, 상기 결합된 각도 파라미터 및 측 파라미터를 기초로 글로벌 측 양자 슬림 신경망 모델을 학습시켜 업데이트하며, 상기 글로벌 측 양자 슬림 신경망 모델을 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 재전송할 수 있다.

[0017] 한편, 상기 목적을 달성하기 위한 본 발명의 다른 실시예에 따른 양자 연합학습 방법은, 연합학습을 수행하는 양자 연합학습 시스템에서 수행되는 양자 연합학습 방법에 있어서, 글로벌 서버가 양자 슬림 신경망(QSNN; Quantum Slimmable neural network) 모델의 파라미터를 초기화하여 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 초기화된 양자 슬림 신경망 모델을 전송하는 단계; 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치가 싱글-홉 오프로딩 환경(Single-Hop Offloading Environment)으로부터 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력 받는 단계; 및 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치가 상기 초기화된 양자 슬림 신경망 모델에 상기 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력하여 상기 양자 슬림 신경망 모델을 학습시키고, 상기 학습된 양자 슬림 신경망 모델의 파라미터를 상기 글로벌 서버 측으로 전송하는 단계;를 포함한다.

[0018] 여기서, 상기 양자 슬림 신경망 모델은, 상기 적어도 하나 이상의 관측 값을 3차원 구에 매핑하여 각 축에 따른 각도를 산출하는 상태 인코더부; 상기 각 축에 따른 각도를 기본 레이어에 매핑하고, CX(Controlled X) 게이트를 통해 매핑된 기본 레이어를 중첩하는 양자 회로부; 및 상기 중첩된 기본 레이어를 z축 평면 상에 반복적으로

사영하여 축 값을 측정하는 측정부;를 포함할 수 있다.

[0019] 그리고, 상기 양자 회로부는, 상기 양자 상태로 변환된 각 축에 따른 각도에 기초한 각도 학습을 통해 상기 기본 레이어의 각도 파라미터를 업데이트하고, 상기 측정부는, 상기 업데이트된 기본 레이어의 각도 파라미터에 기초한 로컬 축 학습을 통해 축 파라미터를 업데이트할 수 있다.

[0020] 이와 관련하여, 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치가 업데이트된 상기 양자 슬립 신경망의 파라미터를 상기 글로벌 서버에 전송하는 단계는, 상기 양자 슬립 신경망 모델의 업데이트가 완료되면, 상기 업데이트된 양자 슬립 신경망 모델의 파라미터를 상기 글로벌 서버 측에 전송하되, 상기 싱글-홉 오프로딩 환경의 채널 상태를 고려하여 상기 각도 파라미터 및 축 파라미터 중 어느 하나 이상을 전송할 수 있다.

[0021] 이에, 양자 연합학습 방법은, 상기 글로벌 서버가 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치로부터 수신한 상기 각도 파라미터 및 축 파라미터를 각각 결합하는 단계; 상기 글로벌 서버가 상기 결합된 각도 파라미터 및 축 파라미터를 기초로 글로벌 축 양자 슬립 신경망 모델을 학습시켜 업데이트하는 단계; 및 상기 글로벌 서버가 상기 글로벌 축 양자 슬립 신경망 모델을 상기 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 재전송하는 단계;를 더 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0022] 상술한 본 발명의 일 측면에 따르면, 적은 파라미터를 통해 학습하여도 종래의 연합학습보다 향상된 성능을 갖는 양자 연합학습 시스템 및 방법을 사용자에게 제공할 수 있다.

[0023] 또한, 서로 다른 복수의 환경에 따라 양자 연합학습을 수행함으로써, 종래의 컴퓨팅에서 수행되는 연합학습이 갖는 시간에 따른 통신 채널 조건 및 에너지 제한과 같은 환경 역학 문제를 해결할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0024] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 양자 연합학습 시스템 도면이다.

도 2는 도 1의 양자 연합학습 시스템의 상세 도면이다.

도 3은 도 1의 양자 슬립 신경망 모델의 블록 도면이다.

도 4 및 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 양자 연합학습 시스템의 성능을 확인하기 위한 실험의 결과 도면이다.

도 6은 본 발명의 다른 실시예에 따른 양자 연합학습 방법의 흐름 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0025] 후술하는 본 발명에 대한 상세한 설명은, 본 발명이 실시될 수 있는 특정 실시예를 예시로서 도시하는 첨부 도면을 참조한다. 이들 실시예는 당업자가 본 발명을 실시할 수 있기에 충분하도록 상세히 설명된다. 본 발명의 다양한 실시예는 서로 다르지만 상호 배타적일 필요는 없음이 이해되어야 한다. 예를 들어, 여기에 기재되어 있는 특정 형상, 구조 및 특성은 일 실시예와 관련하여 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 다른 실시예로 구현될 수 있다. 또한, 각각의 개시된 실시예 내의 개별 구성요소의 위치 또는 배치는 본 발명의 정신 및 범위를 벗어나지 않으면서 변경될 수 있음이 이해되어야 한다. 따라서, 후술하는 상세한 설명은 한정적인 의미로서 취하려는 것이 아니며, 본 발명의 범위는, 적절하게 설명된다면, 그 청구항들이 주장하는 것과 균등한 모든 범위와 더불어 첨부된 청구항에 의해서만 한정된다. 도면에서 유사한 참조부호는 여러 측면에 걸쳐서 동일하거나 유사한 기능을 지칭한다.

[0026] 본 발명에 따른 구성요소들은 물리적인 구분이 아니라 기능적인 구분에 의해서 정의되는 구성요소들로서 각각이 수행하는 기능들에 의해서 정의될 수 있다. 각각의 구성요소들은 하드웨어 또는 각각의 기능을 수행하는 프로그램 코드 및 프로세싱 유닛으로 구현될 수 있을 것이며, 두 개 이상의 구성요소의 기능이 하나의 구성요소에 포함되어 구현될 수도 있을 것이다. 따라서 이하의 실시예에서 구성요소에 부여되는 명칭은 각각의 구성요소를 물리적으로 구분하기 위한 것이 아니라 각각의 구성요소가 수행되는 대표적인 기능을 암시하기 위해서 부여된 것이며, 구성요소의 명칭에 의해서 본 발명의 기술적 사상이 한정되지 않는 것임에 유의하여야 한다.

- [0027] 이하, 도면들을 참조하여 본 발명의 바람직한 실시예들을 보다 상세하게 설명하기로 한다.
- [0029] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 양자 연합학습 시스템 도면이고, 도 2는 도 1의 양자 연합학습 시스템의 상세 도면이며, 도 3은 도 1의 양자 슬림 신경망 모델의 블록 도면이다.
- [0030] 본 발명에 따른 양자 연합학습 시스템(이하, 시스템)(10)은, 싱글-홉 오프로딩 환경(Single-Hop Offloading Environment)으로부터 입력 받은 적어도 하나 이상의 관측 값을 기초로 연합학습을 수행한다.
- [0031] 이에, 도 1을 참조하면, 시스템(10)은, 글로벌 서버(100)와 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)로 형성된다. 그리고, 시스템(10)을 구성하는 글로벌 서버(100) 및 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 양자 연합학습 방법을 수행하기 위한 소프트웨어(어플리케이션)가(이) 설치되어 실행될 수 있다.
- [0032] 여기서, 글로벌 서버(100)는, 운영체제(Operation System; OS), 즉 시스템을 기반으로 다양한 소프트웨어를 실행하거나 제작할 수 있다. 상기 운영체제는 소프트웨어가 장치의 하드웨어를 사용할 수 있도록 하기 위한 시스템 프로그램으로서, 안드로이드 OS, iOS, 윈도우 모바일 OS, 바다 OS, 심비안 OS, 블랙베리 OS 등 모바일 컴퓨터 운영체제 및 윈도우 계열, 리눅스 계열, 유닉스 계열, MAC, AIX, HP-UX 등 컴퓨터 운영체제를 모두 포함할 수 있다.
- [0033] 그리고, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 휴대성과 이동성이 보장되는 무선 통신 장치 및 UAV(Unmanned Aerial Vehicle) 등으로 마련될 수 있고, 이러한 무선 통신 장치는 PCS(Personal Communication System), GSM(Global System for Mobile communications), PDC(Personal Digital Cellular), PHS(Personal Handyphone System), PDA(Personal Digital Assistant), IMT(International Mobile Telecommunication)-2000, CDMA(Code Division Multiple Access)-2000, W-CDMA(W-Code Division Multiple Access), Wibro(Wireless Broadband Internet) 단말, 스마트폰(smartphone), 스마트패드(smartpad), 태블릿 PC, VR(Virtual Reality)기기, HMD(Head Mounted Display) 등과 같은 모든 종류의 핸드헬드(Handheld)기반의 무선 통신 장치가 포함될 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.
- [0034] 도 2를 참조하면, 글로벌 서버(100)는, 양자 슬림 신경망(QSNN; Quantum Slimmable neural Network) 모델(300)의 파라미터를 초기화하여 적어도 하나 이상의 로컬 장치에 초기화된 양자 슬림 신경망 모델(300)을 전송한다.
- [0035] 이에, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 초기화된 양자 슬림 신경망 모델(300)에 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력하여 양자 슬림 신경망 모델(300)을 학습시킨다.
- [0036] 이와 관련하여, 도 3을 참조하면 양자 슬림 신경망 모델(300)은, 상태 인코더부(310), 양자 회로부(330) 및 측정부(350)를 포함하고, 로컬 장치(200)로부터 입력된 적어도 하나 이상의 관측 값을 학습하여 각각의 파라미터를 업데이트 할 수 있다.
- [0037] 먼저, 상태 인코더부(310)는, 로컬 장치(200)로부터 입력된 적어도 하나 이상의 관측 값을 3차원 구에 매핑하여 각 축에 따른 각도를 산출할 수 있다.
- [0038] 여기서, 3차원 구는, 블로흐 구(Bloch sphere)라고 명칭된 3차원 구로써, 입력된 값을 큐비트(qubit) 상태의 x축, y축 및 z축의 각도로 부호화하여 산출하기 위해 사용된다.
- [0039] 이에, 상태 인코더부(310)는, 초기 각도가 0°로 설정된 3차원 구 좌표계에 관측 값을 매핑함으로써, 각 축에 따른 각도를 큐비트 상태로 산출할 수 있다.
- [0040] 여기서, 큐비트 상태는 양자 상태이다.
- [0041] 양자 회로부(330)는, 각 축에 따른 각도를 기본 레이어에 각각 매핑하고, CX(Controlled X) 게이트를 통해 매핑된 기본 레이어를 중첩시킬 수 있다.
- [0042] 여기서, 양자 회로부(330)는, 종래의 컴퓨팅에서 사용되는 인공신경망의 계산 절차를 모방하도록 설계된 양자 회로로써, 적은 매개변수(파라미터)를 양자 상태로 중첩하여 사용함으로써 종래의 인공신경망보다 더 높은 성능을 사용자에게 제공할 수 있다.
- [0043] 이러한 양자 회로부(330)는, 학습 가능한 각도 파라미터를 갖는 기본 레이어와 기본 레이어를 중첩하는 CX 게이트를 사용할 수 있다.

- [0044] 여기서, 기본 레이어는, 3차원 구에서 해당 축을 중심으로 회전하는 복수의 회전 게이트를 포함하는 단일 레이어로써, 각각의 학습 가능한 각도 파라미터를 갖는 Rx 게이트 Ry 게이트 및 Rz 게이트를 포함할 수 있다.
- [0045] 그리고, CX 게이트는, 매개변수화된 회전 게이트로써, 복수의 회전 게이트를 중첩하여 x축, y축 및 z축에서 나타나는 양자 상태의 확률 진폭을 변환하고, 변환된 각 축의 확률 진폭을 얹히게 할 수 있다.
- [0046] 이러한 기본 레이어와 CX 게이트를 사용하는 양자 회로부(330)는, 양자 상태로 변환된 각 축에 따른 각도에 기초한 각도 학습을 통해 기본 레이어의 학습 가능한 각도 파라미터를 업데이트할 수 있다.
- [0047] 여기서, 양자 회로부(330)는, 기본 레이어의 학습 가능한 파라미터를 업데이트하는 각도 학습을 수행함으로써, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)가 존재하는 서로 다른 싱글-홉 오프로딩 환경과 상호작용할 수 있다.
- [0048] 그리고, 양자 회로부(330)는, 양자 네트워크 또는 싱글-홉 오프로딩 환경에서 제한된 큐비트의 크기로 인해 발생하는 문제를 해소하기 위해, 정규화된 각 축에 따른 노이즈를 각각의 각도 파라미터에 추가할 수 있다.
- [0049] 보다 구체적으로, 양자 회로부(330)는, 양자 상태로 변환된 각 축에 기초하여 기본 레이어의 학습 가능한 각도 파라미터를 업데이트하는 각도 학습을 각도-극 최적화 기법을 이용하여 수행할 수 있다.
- [0050] 여기서, 각도-극 최적화 기법은, 기본 레이어의 학습 가능한 파라미터를 양자 상태로 변환된 각 축에 따른 각도에 따라 업데이트하는 과정에서 각 축에 따른 노이즈를 기본 레이어의 각도 파라미터에 더 추가하여 업데이트하는 기법이다.
- [0051] 이와 관련하여, 각 축에 따른 노이즈는, 기본 레이어의 학습 가능한 파라미터, 투영 행렬 및 메타 양자 네트워크에 영향을 주는 노이즈로서, 매우 적은 큐비트로 형성됨으로 인해 크기에 영향을 미치지 않아 손실 함수를 산출하는데 사용될 수 있다.
- [0052] 보다 구체적으로, 양자 회로부(330)는, 각도-극 최적화 기법을 이용하여 각 축에 따른 각도 및 노이즈를 기본 레이어의 각도 파라미터에 추가하고, 노이즈가 추가되지 않은 이전의 기본 레이어의 파라미터와 노이즈가 추가된 기본 레이어의 파라미터 간의 차이 값을 산출할 수 있다.
- [0053] 여기서, 양자 회로부(130)는, 일시적인 차이 값으로써, 손실 기울기 값을 계산하고, 계산된 손실 기울기 값을 통해 기본 레이어의 학습 가능한 파라미터를 업데이트할 수 있다.
- [0054] 손실 기울기 값은 아래의 [수학식 1]과 같이 정의될 수 있다.

수학식 1

$$\mathcal{L}(\phi; \theta + \tilde{\theta}, \varepsilon) = \frac{1}{n(\varepsilon)} \sum_{\langle o, a, r, o' \rangle} [r + Q(o', \argmax a'; \phi', \theta) - Q(o, a; \phi, \theta + \tilde{\theta})]^2$$

- [0055]
- [0056] 여기서, ϕ 는 각도 파라미터를 정의한 변수이고, θ 는 축 파라미터를 정의한 변수이고, $\tilde{\theta}$ 는 기본 레이어의 학습 가능한 파라미터에 추가된 노이즈 값에 대한 변수이고, ε 는 학습 데이터 셋을 정의한 변수이다.
- [0057] 이러한, 학습 데이터 ε 는, 현재 관측정보, 행동 정보, 보상 정보, 다음 상태의 관측 정보 각각 정의된 $\langle o, a, r, o' \rangle$ 를 포함한다.
- [0058] 또한, $Q(o', \argmax a'; \phi', \theta)$ 에 포함된 a' , ϕ' 는 각각 다음 상태에서의 행동 정보와 타겟 네트워크를 구성하는 타겟 파라미터를 정의한 변수이고, $Q(o', \argmax a'; \phi', \theta)$ 는 다음 관측 정보에서 가장 높은 행동가치 값을 나타내는 a' 를 획득한다.
- [0059] 또한, $(o, a; \phi, \theta + \tilde{\theta})$ 는, 현재 상태정보에서 샘플링된 현재 행동 a 에 대한 행동 가치 값을 산출하는 행동 가치 함수 네트워크를 정의한 변수이다.
- [0060] 이로써, 양자 회로부(330)는, 기본 레이어의 학습 가능한 각도 파라미터를 업데이트하며, 업데이트된 각도 파라미터를 기초로 3차원 구 표면에 관측 값과 대응하는 각 축에 따른 각도를 중첩하여 매핑할 수 있다.

- [0061] 측정부(350)는, 중첩된 기본 레이어를 z 축 평면 상에 반복적으로 사영하여 축 값을 측정할 수 있다.
- [0062] 이를 위해, 측정부(350)는, 기본 레이어의 각도 파라미터에 기초한 로컬 축 학습을 통해 축 파라미터를 업데이트할 수 있다.
- [0063] 여기서, 축 파라미터는, 3차원 구에 형성된 학습 가능한 축 파라미터로써, 글로벌 서버(100)의 제어에 의해 사전에 0으로 초기화될 수 있다.
- [0064] 보다 구체적으로, 측정부(350)는, 기 설정된 알고리즘 방식에 따라, 기본 레이어의 각도 파라미터로 로컬 축 학습을 수행할 수 있다.
- [0065] 이때, 기 설정된 알고리즘 방식은, Fedavg 알고리즘일 수 있으나, 이에 한정되지 않는다.
- [0066] 이에, 측정부(350)는, 로컬 축 학습에 사용될 손실 함수 즉, 기울기를 산출할 수 있다.
- [0067] 이러한 기울기는 아래의 [수학식 2]와 같이 정의될 수 있다.

수학식 2

- [0068] $\tilde{\phi} \leftarrow \phi - \eta \nabla_{\phi} \mathcal{L}(\phi)$
- [0069] 여기서, η 는 학습률을 정의한 변수이고, $\nabla_{\phi} \mathcal{L}(\phi)$ 는 기울기를 정의한 변수이다. 그리고, 이러한 기울기는 매개변수(파라미터) 이동 규칙에 따라 산출될 수 있다.
- [0070] 이에, 측정부(350)는, 축 파라미터를 업데이트하고, 업데이트된 축 파라미터를 기반으로 3차원 구에 형성된 학습 가능한 축을 회전시킬 수 있다.
- [0071] 그리고, 측정부(350)는, 중첩된 기본 레이어를 기반으로 업데이트된 축 파라미터를 기반으로 회전된 학습 가능한 축을 축 값으로 측정할 수 있다.
- [0072] 상술한 양자 회로부(330)에서의 각도 학습과 측정부(350)에서의 로컬 축 학습은 아래의 [표 1]에서와 같이 동작될 수 있다.

표 1

Algorithm 1: Pole-to-Angle Local-QSNN Train

```

1 Notation.  $\mathcal{D}$ : local trainset,  $\mathbf{x}_i$ : data of  $i$ -th batch,  $y_i$ : label of  $i$ -th batch,
    $\eta_l$ : learning rate in  $l$ -th iterations.;
2 Initialization. local-QNN parameters,  $\phi, \theta$ ;
3 for  $l = \{1, 2, \dots, L\}$  do
4   for  $(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathcal{D}$  do
5      $\hat{y}_i \leftarrow \text{QSNN}(\mathbf{x}_i; \phi, \theta)$  //  $\hat{y}_i$ : logits;
6     Calculate loss,  $\mathcal{L}(\phi, \theta, (\mathbf{x}_i, y_i))$ ;
7     Update pole,  $\theta \leftarrow \theta - \eta_l \nabla_{\theta} \mathcal{L}(\phi, \theta, (\mathbf{x}_i, y_i))$ ;
8    $\tilde{\theta} \leftarrow \theta$ ;
9   for  $l = \{1, 2, \dots, L\}$  do
10    for  $(\mathbf{x}_i, y_i) \in \mathcal{D}$  do
11       $\hat{y}_i \leftarrow \text{QSNN}(\mathbf{x}_i; \phi, \theta)$ ;
12      Calculate loss,  $\mathcal{L}(\phi, \theta, (\mathbf{x}_i, y_i))$ ;
13      Update angle,  $\phi \leftarrow \phi - \eta_l \nabla_{\phi} \mathcal{L}(\phi, \tilde{\theta}, (\mathbf{x}_i, y_i))$ ;
14   $\tilde{\phi} \leftarrow \phi$ ;

```

- [0073]
- [0074] 그리고, 양자 회로부(330) 및 측정부(350)가 업데이트한 각도 파라미터 및 축 파라미터는 아래의 [수학식 3]과 같이 정의될 수 있다.

수학식 3

$$\begin{bmatrix} \theta^n \\ \phi^n \end{bmatrix} \leftarrow \begin{bmatrix} \theta^n \\ \phi^n \end{bmatrix} - \eta_t \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^L \nabla_{\theta_i^n} \mathcal{L}(\phi^n, \theta_i^n) \\ \sum_{i=1}^L \nabla_{\phi_i^n} \mathcal{L}(\phi_i^n, \theta^n) \end{bmatrix}$$

[0075]

[0076] 여기서, η_t 는 시간 t에서의 학습률을 정의한 변수이며, 이러한 양자 회로부(330) 및 측정부(350)는, 알고리즘 1에 표시된 기 설정된 횟수에 따라 반복 학습을 수행하여 $[\tilde{\theta}^n, \tilde{\phi}^n]$ 의 값을 갖는 각도 파라미터 및 측 파라미터로 업데이트할 수 있다.

[0077] 이에, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 학습된 양자 슬림 신경망 모델(300)의 파라미터를 글로벌 서버(100) 측으로 전송한다. 여기서, 학습된 양자 슬림 신경망 모델(300)의 파라미터는 반복 학습을 통해 업데이트된 각도 파라미터 및 측 파라미터이다.

[0078] 보다 구체적으로, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 양자 슬림 신경망 모델(300)의 업데이트가 완료되면, 업데이트된 양자 슬림 신경망 모델(300)의 파라미터를 글로벌 서버(100) 측에 전송하되, 싱글-홉 오프로딩 환경의 채널 상태를 고려하여 각도 파라미터 및 측 파라미터 중 어느 하나 이상을 전송할 수 있다.

[0079] 여기서, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 아래의 [수학식 4]로 정의된 섀넌(Shannon) 채널 용량 공식을 사용하여 채널 내 대역폭의 수신 처리량(R)을 산출할 수 있다.

수학식 4

$$R = W \log_2(1 + SNL); (bits/sec)$$

[0080]

[0081] 여기서, R은 대역폭 W의 수신 처리량을 정의한 변수이고, SNL은, 신호 대 잡음비이다.

[0082] 이에, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 아래의 [수학식 5]로 정의된 신호 대 잡음비 공식을 사용하여 신호 대 잡음비를 산출할 수 있다.

수학식 5

$$SNL = \frac{\chi d^{-\beta} P}{\sigma^2}$$

[0083]

[0084] 여기서, χ 는 무선 신호의 전파 환경의 효과에 대한 통계 모델인 레일리 페이딩(Rayleigh fading)을 정의한 변수이고, d 는 송신기-수신기 거리를 정의한 변수이고, β 는 경로 손실 지수를 정의한 변수이고, P 는 전송 전력이며, σ^2 는 잡음 전력이다.

[0085] 이와 관련하여, 송신기 측, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 글로벌 서버(100) 측으로 전송하기 위한 업데이트된 각도 파라미터 및 측 파라미터를 코드율(u)로 인코딩할 때, 대역폭(W)의 수신 처리량(R)이 코드율(u)보다 크면, 즉, $\mathbb{I}(R^n \geq u_{th}^{whole})$ 를 만족하면 채널 상태가 양호한 것으로 판단하여 업데이트된 각도 파라미터 및 측 파라미터 모두 글로벌 서버(100) 측으로 전송할 수 있다.

[0086] 그리고, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 대역폭(W)의 수신 처리량(R)이 코드율(u)보다 작으면 즉, $\mathbb{I}(u_{th}^{poles} \leq R^n < u_{th}^{whole})$ 를 만족하면 채널 상태가 양호하지 않은 것으로 판단하여 업데이트된 각도 파라미터만 글로벌 서버(100) 측으로 전송할 수 있다.

[0087] 이로 인해, 업데이트된 파라미터의 전송에 사용되는 패킷의 손실이 최소화될 수 있다.

[0088] 한편, 글로벌 서버(100)는, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)가 전송한 각도 파라미터 및 측 파라미터를 각각 결합할 수 있다.

- [0089] 그리고, 글로벌 서버(100)는, 결합된 각도 파라미터 및 축 파라미터를 기초로 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델(300)을 학습시켜 업데이트할 수 있다.
- [0090] 여기서, 글로벌 서버(100)는, 이상에서 상술한 방법과 같이 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)가 수행한 각도 학습 및 축 학습을 통해 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델(300)을 학습시킬 수 있다.
- [0091] 그리고, 글로벌 서버(100)는, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)가 싱글-홉 오프로딩 환경의 채널 상태에 따라 전송하는 축 파라미터의 개수에 따라 각도 학습 이전에 축 학습을 먼저 수행할 수 있다.
- [0092] 여기서, 글로벌 서버(100)는, 업데이트된 축 파라미터가 채널 상태에 따라 전송 여부가 결정되어 전송되기 때문에 업데이트된 각도 파라미터보다 개수가 적어 축 학습을 먼저 수행할 수 있다.
- [0093] 상술한 글로벌 서버(100)가 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델(300)을 학습시켜 업데이트 하는 과정은 아래의 [표 2]와 같이 동작될 수 있다.

표 2

Algorithm 2: SlimQFL

```

1 Notation.  $\tilde{\theta}^n, \tilde{\phi}^n$ :  $n$ -th device's pole/angle parameters,  $\tilde{\theta}^G, \tilde{\phi}^G$ :
   pole/angle parameters of server-side QSNN;
2 Initialization.  $\forall c_{\theta}^n, c_{\phi}^n \leftarrow 0$ ;
3 for  $n = \{1, \dots, N\}$  do
4   Sample  $\chi^n \sim \exp(1)$ ;
5   if  $R^n \geq u_{th}^{whole}$  then
6     Transmit pole/angle parameters,  $(\tilde{\theta}^n, \tilde{\phi}^n)$ ;
7      $c_{\theta}^n, c_{\phi}^n \leftarrow 1$ ;
8   else if  $R^n \geq u_{th}^{pole}$  then
9     Transmit angle parameters,  $\tilde{\theta}^n$ ;
10     $c_{\theta}^n \leftarrow 1$ ;
11 if  $\sum_{n=1}^N c_{\theta}^n \neq 0$  and  $\sum_{n=1}^N c_{\phi}^n \neq 0$  then
12   Update with (4);

```

[0094]

- [0095] 여기서, 글로벌 서버(100)는, 파라미터가 초기화된 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델(300)을 알고리즘 2에 기 설정된 횟수에 따라 축 학습 및 각도 학습을 수행하여 아래의 [수학식 6]과 같이 업데이트된 각도 파라미터 및 축 파라미터를 갖는 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델(300)로 업데이트할 수 있다.

수학식 6

$$\begin{bmatrix} \tilde{\theta}^G \\ \tilde{\phi}^G \end{bmatrix} \leftarrow \begin{bmatrix} \frac{1}{\sum_{n=1}^N c_{\phi}^n} \sum_{n=1}^N c_{\phi}^n \tilde{\phi}^n \\ \frac{1}{\sum_{n=1}^N c_{\theta}^n} \sum_{n=1}^N c_{\theta}^n \tilde{\theta}^n \end{bmatrix}$$

[0096]

- [0097] 여기서, 글로벌 서버(100)는, 지시 함수(c_{ϕ}^n, c_{θ}^n)를 이용하여 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)로부터의 각도 파라미터 및 축 파라미터의 이벤트를 계산하고, 축 파라미터 및 각도 파라미터($[\tilde{\phi}^G; \tilde{\theta}^G]$)를 갖는 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델(300)로 업데이트할 수 있다.
- [0098] 그리고, 글로벌 서버(100)는, 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델(300)을 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)에 재전송할 수 있다.
- [0099] 여기서, 글로벌 서버(100)가 전송하는 양자 슬림 신경망 모델(300)은, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)로부터 전송된 각도 파라미터 및 축 파라미터를 학습하여 업데이트된 글로벌 축 양자 슬림 신경망 모델(300)이다.
- [0100] 이에, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 서로 다른 싱글-홉 오프로딩 환경에 따라 서로 다른 적어도 하나 이상의 관측 값이 입력되면, 해당 적어도 하나 이상의 관측 값에 기초하여 이상의 과정을 수행할 수 있다.

- [0101] 이로써, 시스템(10)은, 각각의 양자 슬림 신경망 모델을 갖는 하나의 글로벌 서버(100) 및 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)를 이용하여 종래의 컴퓨팅에서 수행되는 연합학습을 수행함으로써, 종래의 컴퓨팅에서 수행되는 연합학습이 갖는 시간에 따른 통신 채널 조건 및 에너지 제한과 같은 환경 역학 문제를 해결할 수 있다.
- [0103] 한편, 도 4 및 도 6는 본 발명의 일 실시예에 양자 연합학습 시스템의 성능을 확인하기 위한 실험의 결과 도면이다.
- [0104] 본 발명에 따른 양자 연합학습 시스템(이하, 시스템)(10)의 성능을 확인하기 위한 실험은, 본 발명에 따른 시스템(10)인 SlimQFL, 축 파라미터를 기반한 로컬 축 학습만 수행한 시스템인 SlimQFL-pole, 각도 파라미터를 기반한 각도 학습만 수행한 시스템인 Vanilla QFL 및 종래의 컴퓨팅에서 수행되는 연합학습 시스템인 Classical FL에 독립적이고 동일하게 분포된 IID 데이터를 학습하여 싱글-홉 오프로드 환경의 채널 상태에 따라 출력한 데이터의 정확도를 측정하였다.
- [0105] 이러한 실험은, 양자 컴퓨팅을 기반하는 SlimQFL, SlimQFL-pole 및 Vanilla QFL이 큐비트 개수에 제약을 받으므로, 학습에 사용하는 이미지 데이터를 작은 크기 즉, 28×28 내지 4×4 의 크기로 보간하여 학습시켰고, 공정한 비교를 위해, Vanilla QFL에도 각도 파라미터와 동일하게 훈련된 학습 가능한 축 파라미터가 존재하는 것으로 가정하였으며, Classical FL에 더 많은 로컬 장치를 할당하였다.
- [0106] 그리고, 실험은, 다양한 채널 조건에서 본 발명에 따른 시스템(10)의 정확도를 확인하기 위해, 좋음, 보통 및 나쁨으로 이루어진 세가지의 채널 상태 조건을 고려하였다.
- [0107] 도 4는 이러한 실험에 대한 결과 도면이다.
- [0108] 도 4를 참조하면, SlimQFL-pole은, 매개변수 즉 학습에 사용된 파라미터가 적어 낮은 성능을 나타내는 것으로 확인되나, 학습 가능한 축 파라미터가 추가되어 높은 정확도 곡선을 나타내는 것으로 확인할 수 있다.
- [0109] 반면, Vanilla QFL 및 Classical FL은, 채널 상태가 악화됨에 따라 정확도가 저하된 것으로 확인되며, 본 발명에 따른 시스템(10)인 SlimQFL 및 SlimQFL-pole은 비슷한 수준의 정확도를 유지하는 것으로 확인되며, 그 중 본 발명에 따른 시스템(10)인 SlimQFL이 가장 높은 정확도를 나타내는 것을 확인할 수 있다.
- [0110] 그리고, 양자 컴퓨팅을 사용하는 SlimQFL-pole 및 Vanilla QFL은, 보통의 채널 상태 환경에서 Classical FL보다 더 좋은 정확도를 나타내는 것으로 확인되나, 적은 개수의 파라미터로만 학습되어 SlimQFL 보다 낮은 정확도를 나타내는 것으로 확인할 수 있다.
- [0111] 이를 통해, 본 발명에 따른 시스템(10)은, 종래의 컴퓨팅에서 수행되는 연합 학습뿐만 아니라, 각각의 축 파라미터 또는 각도 파라미터만 학습하는 과정을 수행한 모델보다 더 높은 정확도를 갖는 것으로 확인할 수 있다.
- [0112] 한편, 본 발명에 따른 시스템(10)은 성능을 확인하기 위한 실험은, 본 발명에 따른 시스템(10)인 SlimQFL에서의 로컬 장치(200)의 개수, 학습 횟수 및 학습 데이터의 크기를 각각 다르게 설정하여 모델의 성능을 측정하였다.
- [0113] 도 5는 이러한 실험에 대한 결과 도면이다.
- [0114] 도 5(a)를 참조하면, 본 발명에 따른 시스템(10)인 SlimQFL은, 로컬 장치(200)의 개수가 증가함에 따라 성능이 증가하는 것을 확인할 수 있다.
- [0115] 이러한 실험 결과를 통해, 본 발명에 따른 시스템(10)이 로컬 장치(200)의 개수에 영향을 받는 것을 확인할 수 있었고, 로컬 장치(200)의 개수가 증가하면 할수록 더 높은 성능을 갖을 것을 확인할 수 있다.
- [0116] 도 5(b)를 참조하면, 본 발명에 따른 시스템(10)인 SlimQFL은, 학습 횟수가 증가함에 따라 성능이 증가하는 것을 확인할 수 있다.
- [0117] 여기서, 본 발명에 따른 시스템(10)에서 수행되는 Fedavg 알고리즘 학습은 학습 반복 횟수가 적을 때 더 높은 성능을 보이지만, 반복 횟수가 특정 임계값을 초과하면 성능이 저하되는 문제점이 있으나, 이러한 실험 결과를 통해 본 발명에 따른 시스템(10)에서는 해당 문제점을 해소한 것으로 확인할 수 있다.
- [0118] 도 5(c)를 참조하면, 본 발명의 시스템(10)인 SlimQFL은, 학습 데이터의 크기 중 16×16 의 크기를 갖는 학습 데이터를 학습하였을 때 가장 낮은 성능을 제공하는 반면, 8×8 의 크기를 갖는 학습 데이터에서 가장 높은 성능을 제공하는 것으로 확인할 수 있다.

- [0119] 이러한 실험 결과를 통해, 본 발명에 따른 시스템(10)이 학습 데이터의 크기에 큰 영향을 미치는 것은 아니며, 학습 데이터의 배치 크기와 성능에 일관된 관계가 없음을 확인할 수 있다.
- [0121] 한편, 도 6은 본 발명의 다른 실시예에 따른 양자 연합학습 방법의 흐름 도면으로써, 본 발명에 따른 양자 연합학습 방법은 도 1 내지 도 3에 도시된 양자 연합학습 시스템(10)과 실질적으로 동일한 구성 상에서 진행되므로, 도 1 내지 도 3의 양자 연합학습 시스템(10)과 동일한 구성요소에 대해 동일한 도면 부호를 부여하고, 반복되는 설명은 생략하기로 한다.
- [0122] 도 6을 참조하면, 본 발명에 따른 양자 연합학습 방법은, 하나의 글로벌 서버(100)와 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)를 포함하는 양자 연합학습 시스템(이하, 시스템)(10)에서 수행된다.
- [0123] 먼저, 글로벌 서버(100)는, 양자 슬림 신경망(QSNN; Quantum Slimmable neural network) 모델(300)의 파라미터를 초기화하여 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)에 초기화된 양자 슬림 신경망 모델(300)을 전송하는 단계(S10)를 수행한다.
- [0124] 이후, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 싱글-홉 오프로딩 환경(Single-Hop Offloading Environment)으로부터 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력 받는 단계(S20)를 수행한다.
- [0125] 그리고, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)는, 초기화된 양자 슬림 신경망 모델(300)에 적어도 하나 이상의 관측 값을 입력하여 양자 슬림 신경망 모델(300)을 학습시키고, 학습된 양자 슬림 신경망 모델(300)의 파라미터를 글로벌 서버(100) 측으로 전송하는 단계(S30)를 수행한다.
- [0126] 여기서, 양자 슬림 신경망 모델(300)은, 적어도 하나 이상의 관측 값을 3차원 구에 매핑하여 각 축에 따른 각도를 산출하는 상태 인코더부(310), 각 축에 따른 각도를 기본 레이어에 매핑하고, CX(Controlled X) 게이트를 통해 매핑된 기본 레이어를 중첩하는 양자 회로부(330) 및 중첩된 기본 레이어를 z 축 평면 상에 반복적으로 사영하여 축 값을 측정하는 측정부(350)를 포함할 수 있다.
- [0127] 보다 구체적으로, 양자 회로부(330)는, 양자 상태로 변환된 각 축에 따른 각도에 기초한 각도 학습을 통해 기본 레이어의 각도 파라미터를 업데이트할 수 있다.
- [0128] 그리고, 측정부(350)는, 업데이트된 기본 레이어의 파라미터에 기초한 로컬 측 학습을 통해 측 파라미터를 업데이트할 수 있다.
- [0129] 이와 관련하여, 글로벌 서버(100)는, 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)로부터 수신한 각도 파라미터 및 측 파라미터를 각각 결합하는 단계(S40)를 수행할 수 있다.
- [0130] 그리고, 글로벌 서버(100)는, 결합된 각도 파라미터 및 측 파라미터를 기초로 글로벌 측 양자 슬림 신경망 모델(300)을 학습시켜 업데이트하는 단계(S50)를 수행할 수 있다.
- [0131] 그리고, 글로벌 서버(100)는, 글로벌 측 양자 슬림 신경망 모델(300)을 적어도 하나 이상의 로컬 장치(200)에 재전송하는 단계(S60)를 수행할 수 있다.
- [0132] 이로써, 시스템(10)은, 양자 연합학습 방법을 수행함으로써, 종래의 컴퓨팅에서 수행되는 연합학습이 갖는 시간에 따른 통신 채널 조건 및 에너지 제한과 같은 환경 역학 문제를 해결할 수 있다.
- [0133] 이상에서는 본 발명의 다양한 실시예에 대하여 도시하고 설명하였지만, 본 발명은 상술한 특정의 실시예에 한정되지 아니하며, 청구범위에서 청구하는 본 발명의 요지를 벗어남이 없이 당해 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 다양한 변형실시가 가능한 것은 물론이고, 이러한 변형실시들은 본 발명의 기술적 사상이나 전망으로부터 개별적으로 이해되어서는 안될 것이다.

부호의 설명

- [0134] 10 : 동적 조절가능한 장치를 포함하는 양자 연합학습 시스템
- 100 : 글로벌 서버
- 200 : 적어도 하나 이상의 로컬 장치
- 300 : 양자 슬림 신경망 모델

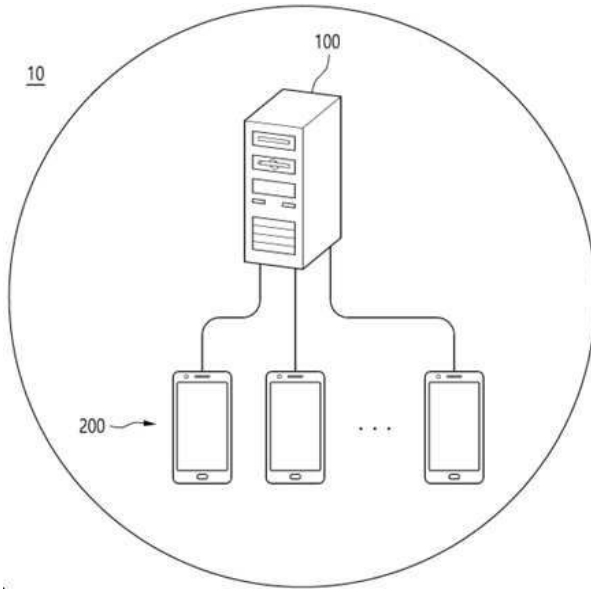
310 : 상태 인코더부

330 : 양자 회로부

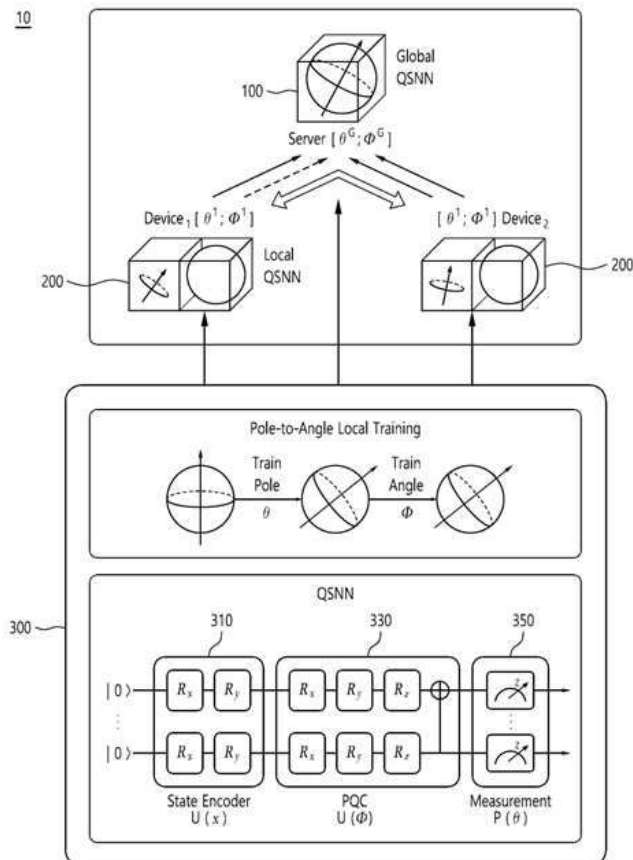
350 : 측정부

도면

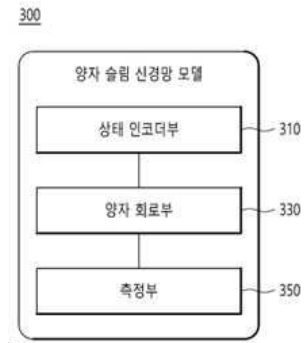
도면1



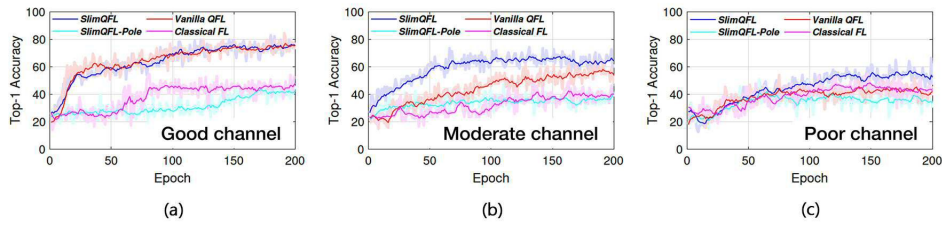
도면2



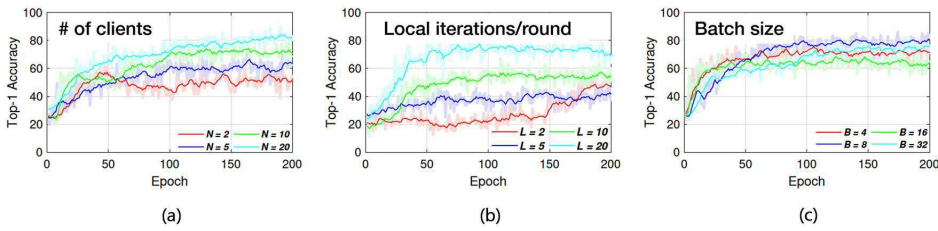
도면3



도면4



도면5



도면6

