(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0072004
(43) 공개일자 2025년05월23일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 10/70 (2022.01) *G01N 29/04* (2006.01)
G06N 10/60 (2022.01) *G06N 3/0464* (2023.01)
B82Y 10/00 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06N 10/70 (2025.05)
G01N 29/046 (2013.01)
(21) 출원번호 10-2023-0158528
(22) 출원일자 2023년11월15일
심사청구일자 2023년11월15일

(71) 출원인
경희대학교 산학협력단
경기도 용인시 기흥구 덕영대로 1732 (서천동, 경희대학교 국제캠퍼스내)
(72) 발명자
신현동
경기도 수원시 영통구 청명로 132, 323동 501호(영통동, 벽산삼익아파트)
세바 타릭
경기 수원시 영통구 청명남로50번길 13-8 B04호
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
김연권

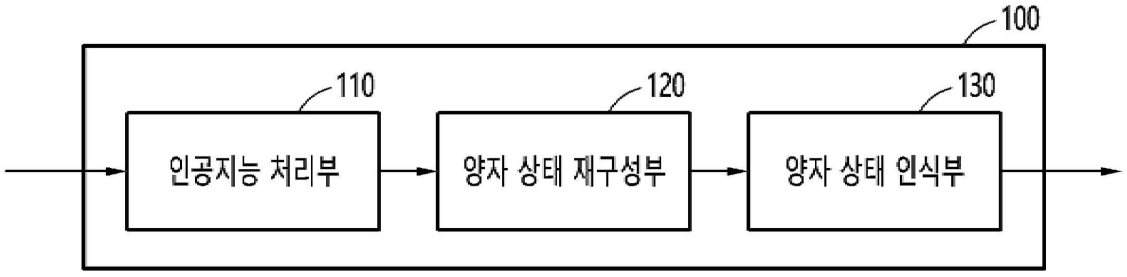
전체 청구항 수 : 총 13 항

(54) 발명의 명칭 **양자 상태 인식 처리 장치 및 방법**

(57) 요 약

본 발명은 양자 상태 인식 처리 장치 및 방법에 관한 것으로, 본 발명의 일실시예에 따른 양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 양자 상태를 학습 및 준비하는 양자 상태 인식 처리 장치는 상기 양자 컴퓨터의 노이즈 모델로부터 획득된 양자 측정 데이터에 대하여 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축하는 인공지능 처리부, 상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 양자 상태 재구성부 및 상기 재구성 및 준비된 양자 상태에 대하여 양자 단층 촬영(quantum tomography)을 통하여 양자 상태를 인식하는 양자 상태 인식부를 포함할 수 있다.

대 표 도 - 도1



(52) CPC특허분류
G06N 10/60 (2025.05)
G06N 3/0464 (2023.01)
B82Y 10/00 (2013.01)

(72) 발명자
압두라만 와치드 샤파르
경기 수원시 영통구 청명로59번길 45-14 B01 호
곤델 무함마드 무스타파 우마르
경기도 수원시 영통구 청명로59번길 51, B03호 (영통동)
노재욱
경기도 광명시 안재로14번길 17

이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711187873
과제번호 2019R1A2C2007037
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 (유형1-2)중견연구
연구과제명 [중견연구 유형1-2] 양자네트워킹 핵심기술 연구(5/5)
기 여 율 40/100
과제수행기관명 경희대학교 산학협력단
연구기간 2019.03.01 ~ 2024.02.29
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711185531
과제번호 2022R1A4A3033401
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 한국연구재단
연구사업명 (혁신법)기초연구실_개척형
연구과제명 [기초연구실_개척형] 무선-양자통신융합 기초연구실(2/3)
기 여 율 40/100
과제수행기관명 경희대학교 산학협력단
연구기간 2022.06.01 ~ 2025.02.28
이 발명을 지원한 국가연구개발사업
과제고유번호 1711193314
과제번호 2021-0-02046-003
부처명 과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명 정보통신기획평가원
연구사업명 (혁신법)정보통신방송혁신인재양성_2023
연구과제명 [정부] 2023 ITRC 6H 차세대 이동통신 기술 개발 (2단계 1차년도)(3/8)
기 여 율 20/100
과제수행기관명 경희대학교 산학협력단
연구기간 2021.07.01 ~ 2028.12.31

명 세 서

청구범위

청구항 1

양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 양자 상태를 학습 및 준비하는 양자 상태 인식 처리 장치에 있어서,

상기 양자 컴퓨터의 노이즈 모델로부터 획득된 양자 측정 데이터에 대하여 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축하는 인공지능 처리부; 및

상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 양자 상태 재구성부; 및

상기 재구성 및 준비된 양자 상태에 대하여 양자 단층 촬영(quantum tomography)을 통하여 양자 상태를 인식하는 양자 상태 인식부를 포함하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 장치.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 인공지능 처리부는 상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 스토크스(Stokes) 파라미터와 파울리(Pauli) 파라미터로 정의하고, 상기 스토크스 파라미터를 이용한 딥러닝에 기반하여 상기 딥러닝 모델을 학습 및 구축하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 장치.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 양자 상태 재구성부는 상기 딥러닝 모델에 상기 스토크스 파라미터를 입력하여 상기 재구성되는 양자 상태에 대한 이론적 기대 값을 예측하여 상기 양자 상태를 재구성하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 장치.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 양자 상태 재구성부는 상기 스토크스 파라미터에 대응하는 상기 파울리 파라미터에 기반하여 상기 이론적 기대 값을 예측하고, 상기 이론적 기대 값들로 밀도 행렬을 재구성하고, 상기 재구성된 밀도 행렬에 기반한 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 장치.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 인공지능 처리부는 상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 단위 표준 벡터, 파울리 파라미터 및 실수 파라미터를 정의하고, 상기 실수 파라미터에 대하여 상기 파울리 파라미터와 상기 단위 표준 벡터에 따른 유니타리 연산에 기반하여 정의함에 따라 상기 유니타리 연산에서의 유니타리 행렬의 파라미터를 상기 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 파라미터로 정의하기 위한 목적 함수로 연산하도록 결정하는 상기 양자 상태 변형 모델을 학습 및 구축하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 장치.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 양자 상태 재구성부는 상기 양자 상태 변형 모델에 따라 상기 실수 파라미터를 상기 파울리 파라미터 및 상기 유니타리 행렬의 파라미터에 기반하여 정의함에 따라 결정된 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 장치.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 인공지능 처리부는 상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 진폭 임베딩 및 각도 임베딩 중 어느 하나의 임베딩에 기반하여 이진 분류하는 QCNN(Quantum Convolutional Neural Network)를 상기 분류 신경망 모델로 학습 및 구축하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 장치.

청구항 8

제7항에 있어서,

상기 양자 상태 재구성부는 상기 분류 신경망 모델에 기반하여 상기 양자 상태에서 잡음과 비잡음을 구분하여 상기 비잡음에 해당하는 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 장치.

청구항 9

양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 양자 상태를 학습 및 준비하는 양자 상태 인식 처리 방법에 있어서,

인공지능 처리부에서, 상기 양자 컴퓨터의 노이즈 모델로부터 획득된 양자 측정 데이터에 대하여 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축하는 단계;

양자 상태 재구성부에서, 상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 단계; 및

양자 상태 인식부에서, 상기 재구성 및 준비된 양자 상태에 대하여 양자 단층 촬영(quantum tomography)을 통하여 양자 상태를 인식하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 방법.

청구항 10

제9항에 있어서,

상기 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축하는 단계는,

상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 스토크스(Stokes) 파라미터와 파울리(Pauli) 파라미터로 정의하고, 상기 스토크스 파라미터를 이용한 딥러닝에 기반하여 상기 딥러닝 모델을 학습 및 구축하는 단계;

상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 단위 표준 벡터, 파울리 파라미터 및 실수 파라미터를 정의하고, 상기 실수 파라미터에 대하여 상기 파울리 파라미터와 상기 단위 표준 벡터에 따른 유니타리 연산에 기반하여 정의함에 따라 상기 유니타리 연산에서의 유니타리 행렬의 파라미터를 상기 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 파라미터로 정의하기 위한 목적 함수로 연산하도록 결정하는 상기 양자 상태 변형 모델을 학습 및

구축하는 단계; 및

상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 진폭 임베딩 및 각도 임베딩 중 어느 하나의 임베딩에 기반하여 이진 분류하는 QCNN(Quantum Convolutional Neural Network)를 상기 분류 신경망 모델로 학습 및 구축하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 방법.

청구항 11

제10항에 있어서,

상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 단계는,

상기 딥러닝 모델에 상기 스토크스 파라미터를 입력하여 상기 재구성되는 양자 상태에 대한 이론적 기대 값을 예측하는 단계; 및

상기 스토크스 파라미터에 대응하는 상기 파울리 파라미터에 기반하여 상기 이론적 기대 값을 예측하고, 상기 이론적 기대 값들로 밀도 행렬을 재구성하고, 상기 재구성된 밀도 행렬에 기반한 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 방법.

청구항 12

제10항에 있어서,

상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 단계는,

상기 양자 상태 변형 모델에 따라 상기 실수 파라미터를 상기 파울리 파라미터 및 상기 유니타리 행렬의 파라미터에 기반하여 정의함에 따라 결정된 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 방법.

청구항 13

제10항에 있어서,

상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 단계는,

상기 분류 신경망 모델에 기반하여 상기 양자 상태에서 잡음과 비잡음을 구분하여 상기 비잡음에 해당하는 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는

양자 상태 인식 처리 방법.

발명의 설명

기 술 분 야

[0001] 본 발명은 양자 상태 인식 처리 장치 및 방법에 관한 것으로, 보다 구체적으로, 양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 오류 관련 잡음을 필터링하기 위한 적어도 하나의 모델을 학습하여 양자 상태를 준비하는 양자 상태 인식 최적화 기술에 관한 것이다.

배 경 기 술

[0002] 양자 상태 준비는 컴퓨팅, 통신, 감지 등 양자역학의 모든 응용 분야에 기본이고, 양자 정보 및 계산 이론은 보안 통신, 양자 화학, 소수 분해와 같은 특정 계산 작업의 효과적인 구현과 같은 영역에서 고전적인 정보 처리에 비해 기하급수적인 속도 향상으로 인해 최근 시대에 점점 더 많은 고려를 받고 있다.

[0003] 양자 컴퓨터는 기존 컴퓨터보다 기하급수적으로 빠르게 작업을 수행할 수 있고, 양자 컴퓨터는 정보 처리에 있어 근본적으로 새로운 패러다임을 제시한다.

[0004] 간단히 말해서, 양자 비트 또는 큐비트(qubit)는 비트의 양자 대응물이고, 이는 양자 중첩이라고 불리는 정규 직교 기저 상태의 선형 조합으로 분해될 수 있는 2차원 상태 벡터이다.

[0005] 현재의 양자 컴퓨터인 소음 중간규모 양자(noisy intermediate-scale quantum, NISQ) 장치는 양자 비트 수가 제한되어 있고, 성능에 영향을 줄 수 있는 오류를 자주 일으킨다.

[0006] IBM, Google, Intel 및 Xanadu와 같은 많은 회사는 NISQ 장치에 속하는 소수의 큐비트를 갖춘 몇 가지 소규모 양자 컴퓨터를 개발하였다.

[0007] 양자 컴퓨팅은 중첩 및 얽힘과 같은 물리 법칙을 이용하여 동작한다.

[0008] 이러한 양자 컴퓨터는 결맞음(coherence), 누화(crosstalk) 및 기타 양자 잡음으로 인해 발생하는 오류로 인해 불완전하다.

[0009] 양자 게이트의 노이즈는 양자 상태의 오류를 발생 시킬 수 있다.

[0010] 오류가 발생하기 쉬운 이 장치에서 얻은 결과에 대하여 확률적으로 양자 컴퓨터 실험에서 얻은 측정 결과의 정확성을 검증하기 위해 양자 단층 촬영(quantum tomography, QT)을 수행할 수 있다.

[0011] QT는 양자 통신, 양자 센싱, 양자 컴퓨팅 등 기존 기술에 적용되는 NISQ(Noisy-Intermediate Scale Quantum) 장치를 벤치마킹하는 데 사용되는 측정 후 기술이다.

[0012] 살아있는 유기체의 시각적 인식 매커니즘에서 영감을 얻은 CNN(Convolutional Neural Network)는 분류 작업에서 가장 잘 알려진 기계 학습 모델이고, CNN은 이진 분류(binary classification)에 자주 적용된다.

[0013] CNN과 관련하여 양자 상태와 관련하여 높은 충실도를 달성하기 위해서는 많은 양의 훈련 데이터를 요구한다.

선행기술문헌

특허문헌

[0014] (특허문헌 0001) 한국공개특허 제10-2023-0000772호, "양자 컴퓨팅 장치 및 측정 누화 완화 방법 "

(특허문헌 0002) 한국공개특허 제10-2022-0047128호, "양자회로 에러 보정 방법 및 그 장치"

(특허문헌 0003) 미국공개특허 제2021/0398007호, "QUANTUM PROCESSING SYSTEM"

(특허문헌 0004) 한국등록특허 제10-2573252호, "신경망 기반 양자 에러 정정 복호화 방법 및 장치, 칩"

발명의 내용

해결하려는 과제

[0015] 본 발명은 양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 오류 관련 잡음을 필터링하기 위한 적어도 하나의 모델을 학습하여 양자 상태를 준비하는 양자 상태 인식 최적화를 구현하는 것을 목적으로 한다.

[0016] 본 발명은 양자 컴퓨터에서 발생된 잡음에 기반한 오류와 관련하여 잡음 제거와 오류 완화에 따른 높은 충실도를 확보하는 양자 상태 학습 체계를 구현하는 것을 목적으로 한다.

[0017] 본 발명은 양자 상태 단층 촬영을 수행하기 위한 딥러닝 기술의 적용, 더 높은 충실도로 양자 상태를 준비하는 변형 방법과 모든 소음 모델에서 신경망을 효율적으로 훈련 시킬 수 있는 양자 상태 인식 최적화기를 제공하는 것을 목적으로 한다.

[0018] 본 발명은 사물인터넷, 스마트시티, 자율주행차 네트워크, 6G 생태계의 헬스케어 모니터링 등 다양한 애플리케이션을 위한 양자 솔루션을 제공하고, 양자 통신, 양자 도량형 및 양자 컴퓨팅에 이르는 응용 프로그램을 위한 잡음 중간 규모 양자(noisy-intermediate scale quantum, NISQ)의 벤치 마킹을 구현하는 것을 목적으로 한다.

과제의 해결 수단

[0019] 본 발명의 일실시예에 따른 양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 양자 상태를 학습 및 준비하는 양자 상태 인식 처리 장치는 상기 양자 컴퓨터의 노이즈 모델로부터 획득된 양자 측정 데이터에 대하여 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축하는 인공지능 처리부, 상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 양자 상태 재구성부 및 상기 재구성 및 준비된 양자 상태에 대하여 양자 단층 촬영(quantum tomography)을 통하여 양자 상태를 인식하는 양자 상태 인식부를 포함할 수 있다.

[0020] 상기 인공지능 처리부는 상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 스토크스(Stokes) 파라미터와 파울리(Pauli) 파라미터로 정의하고, 상기 스토크스 파라미터를 이용한 딥러닝에 기반하여 상기 딥러닝 모델을 학습 및 구축할 수 있다.

[0021] 상기 양자 상태 재구성부는 상기 딥러닝 모델에 상기 스토크스 파라미터를 입력하여 상기 재구성되는 양자 상태에 대한 이론적 기대 값을 예측하여 상기 양자 상태를 재구성할 수 있다.

[0022] 상기 양자 상태 재구성부는 상기 스토크스 파라미터에 대응하는 상기 파울리 파라미터에 기반하여 상기 이론적 기대 값을 예측하고, 상기 이론적 기대 값들로 밀도 행렬을 재구성하고, 상기 재구성된 밀도 행렬에 기반한 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정할 수 있다.

[0023] 상기 인공지능 처리부는 상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 단위 표준 벡터, 파울리 파라미터 및 실수 파라미터를 정의하고, 상기 실수 파라미터에 대하여 상기 파울리 파라미터와 상기 단위 표준 벡터에 따른 유니타리 연산에 기반하여 정의함에 따라 상기 유니타리 연산에서의 유니타리 행렬의 파라미터를 상기 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 파라미터로 정의하기 위한 목적 함수로 연산하도록 결정하는 상기 양자 상태 변형 모델을 학습 및 구축할 수 있다.

[0024] 상기 양자 상태 재구성부는 상기 양자 상태 변형 모델에 따라 상기 실수 파라미터를 상기 파울리 파라미터 및 상기 유니타리 행렬의 파라미터에 기반하여 정의함에 따라 결정된 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정할 수 있다.

[0025] 상기 인공지능 처리부는 상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 진폭 임베딩 및 각도 임베딩 중 어느 하나의 임베딩에 기반하여 이진 분류하는 QCNN(Quantum Convolutional Neural Network)를 상기 분류 신경망 모델로 학습 및 구축할 수 있다.

[0026] 상기 양자 상태 재구성부는 상기 분류 신경망 모델에 기반하여 상기 양자 상태에서 잡음과 비잡음을 구분하여 상기 비잡음에 해당하는 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정할 수 있다.

[0027] 본 발명의 일실시예에 따른 양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 양자 상태를 학습 및 준비하는 양자 상태 인식 처리 방법은 인공지능 처리부에서, 상기 양자 컴퓨터의 노이즈 모델로부터 획득된 양자 측정 데이터에 대하여 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축하는 단계, 양자 상태 재구성부에서, 상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 단계 및 양자 상태 인식부에서, 상기 재구성 및 준비된 양자 상태에 대하여 양자 단층 촬영(quantum tomography)을 통하여 양자 상태를 인식하는 단계를 포함할 수 있다.

[0028] 상기 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축하는 단계는, 상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 스토크스(Stokes) 파라미터와 파울리(Pauli) 파라미터로 정의하고, 상기 스토크스 파라미터를 이용한 딥러닝에 기반하여 상기 딥러닝 모델을 학습 및 구축하는 단계, 상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 단위 표준 벡터, 파울리 파라미터 및 실수 파라미터를 정의하고, 상기 실수 파라미터에 대하여 상기 파울리 파라미터와 상기 단위 표준 벡터에 따른 유니타리 연산에 기반하여 정의함에 따라 상기 유니타리 연산에서의 유니타리 행렬의 파라미터를 상기 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 파라미터로 정의하기 위한 목적 함수로 연산하도록 결정하는 상기 양자 상태 변형 모델을 학습 및 구축하는 단계 및 상기 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 진폭 임베딩 및 각도 임베딩 중 어느 하나의 임베딩에 기반하여 이진 분류하는 QCNN(Quantum Convolutional Neural Network)를 상기 분류 신경망 모델로 학습 및 구축하는 단계를 포함할 수 있다.

[0029] 상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 단계는, 상기 딥러닝 모델에 상기 스토크스 파라미터를 입력하여 상기 재구성되는 양자 상태에 대한 이론적 기대 값을 예측하는 단계 및 상기 스토크스 파라미터에 대응하는 상기 파울리 파라미터에 기반하여 상기 이론적 기대 값을 예측하고, 상기 이론적 기대 값들로 밀도 행렬을 재구성하고, 상기 재구성된 밀도 행렬에 기반한 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0030] 상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 단계는, 상기 양자 상태 변형 모델에 따라 상기 실수 파라미터를 상기 파울리 파라미터 및 상기 유니타리 행렬의 파라미터에 기반하여 정의함에 따라 결정된 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

[0031] 상기 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 상기 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비하는 단계는, 상기 분류 신경망 모델에 기반하여 상기 양자 상태에서 잡음과 비잡음을 구분하여 상기 비잡음에 해당하는 양자 상태를 상기 재구성된 양자 상태로 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

발명의 효과

[0032] 본 발명은 양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 오류 관련 잡음을 필터링하기 위한 적어도 하나의 모델을 학습하여 양자 상태를 준비하는 양자 상태 인식 최적화를 구현할 수 있다.

[0033] 본 발명은 양자 컴퓨터에서 발생된 잡음에 기반한 오류와 관련하여 잡음 제거와 오류 완화에 따른 높은 충실도를 확보하는 양자 상태 학습 체계를 구현할 수 있다.

[0034] 본 발명은 양자 상태 단층 촬영을 수행하기 위한 딥러닝 기술의 적용, 더 높은 충실도로 양자 상태를 준비하는 변형 방법과 모든 소음 모델에서 신경망을 효율적으로 훈련 시킬 수 있는 양자 상태 인식 최적화기를 제공할 수 있다.

[0035] 본 발명은 사물인터넷, 스마트시티, 자율주행차 네트워크, 6G 생태계의 헬스케어 모니터링 등 다양한 애플리케이션을 위한 양자 솔루션을 제공하고, 양자 통신, 양자 도량형 및 양자 컴퓨팅에 이르는 응용 프로그램을 위한 잡음 중간 규모 양자(noisy-intermediate scale quantum, NISQ)의 벤치 마킹을 구현할 수 있다.

도면의 간단한 설명

[0036] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치를 설명하는 도면이다.

도 2a는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치 및 방법에서 이용하는 딥러닝 모델을 설명하는 도면이다.

도 2b는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치 및 방법에서 딥러닝 모델에 기반하여 양자 상태 재구성을 설명하는 도면이다.

도 3a 내지 도 3d는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치에서 분류 신경망 모델의 양자 상태 재구성 성능을 도면이다.

도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치에서 양자 상태 변형 모델의 양자 상태 재구성 성능을 설명하는 도면이다.

도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 방법을 설명하는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0037] 이하, 본 문서의 다양한 실시 예들이 첨부된 도면을 참조하여 기재된다.

[0038] 실시 예 및 이에 사용된 용어들은 본 문서에 기재된 기술을 특정한 실시 형태에 대해 한정하려는 것이 아니며, 해당 실시 예의 다양한 변경, 균등물, 및/또는 대체물을 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

[0039] 하기에서 다양한 실시 예들을 설명에 있어 관련된 공지 기능 또는 구성에 대한 구체적인 설명이 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단되는 경우에는 그 상세한 설명을 생략할 것이다.

[0040] 그리고 후술되는 용어들은 다양한 실시 예들에서의 기능을 고려하여 정의된 용어들로서 이는 사용자, 운용자의

의도 또는 관례 등에 따라 달라질 수 있다. 그러므로 그 정의는 본 명세서 전반에 걸친 내용을 토대로 내려져야 할 것이다.

[0041] 도면의 설명과 관련하여, 유사한 구성요소에 대해서는 유사한 참조 부호가 사용될 수 있다.

[0042] 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함할 수 있다.

[0043] 본 문서에서, "A 또는 B" 또는 "A 및/또는 B 중 적어도 하나" 등의 표현은 함께 나열된 항목들의 모든 가능한 조합을 포함할 수 있다.

[0044] "제1," "제2," "첫째," 또는 "둘째," 등의 표현들은 해당 구성요소들을, 순서 또는 중요도에 상관없이 수식할 수 있고, 한 구성요소를 다른 구성요소와 구분하기 위해 사용될 뿐 해당 구성요소들을 한정하지 않는다.

[0045] 어떤(예: 제1) 구성요소가 다른(예: 제2) 구성요소에 "(기능적으로 또는 통신적으로) 연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 상기 어떤 구성요소가 상기 다른 구성요소에 직접적으로 연결되거나, 다른 구성요소(예: 제3 구성요소)를 통하여 연결될 수 있다.

[0046] 본 명세서에서, "~하도록 구성된(또는 설정된)(configured to)"은 상황에 따라, 예를 들면, 하드웨어적 또는 소프트웨어적으로 "~에 적합한," "~하는 능력을 가지는," "~하도록 변경된," "~하도록 만들어진," "~를 할 수 있는," 또는 "~하도록 설계된"과 상호 호환적으로(interchangeably) 사용될 수 있다.

[0047] 어떤 상황에서는, "~하도록 구성된 장치"라는 표현은, 그 장치가 다른 장치 또는 부품들과 함께 "~할 수 있는" 것을 의미할 수 있다.

[0048] 예를 들면, 문구 "A, B, 및 C를 수행하도록 구성된(또는 설정된) 프로세서"는 해당 동작을 수행하기 위한 전용 프로세서(예: 임베디드 프로세서), 또는 메모리 장치에 저장된 하나 이상의 소프트웨어 프로그램들을 실행함으로써, 해당 동작들을 수행할 수 있는 범용 프로세서(예: CPU 또는 application processor)를 의미할 수 있다.

[0049] 또한, '또는' 이라는 용어는 배타적 논리합 'exclusive or' 이기보다는 포함적인 논리합 'inclusive or' 를 의미한다.

[0050] 즉, 달리 언급되지 않는 한 또는 문맥으로부터 명확하지 않는 한, 'x가 a 또는 b를 이용한다' 라는 표현은 포함적인 자연 순열들(natural inclusive permutations) 중 어느 하나를 의미한다.

[0051] 이하 사용되는 '..부', '..기' 등의 용어는 적어도 하나의 기능이나 동작을 처리하는 단위를 의미하며, 이는 하드웨어나 소프트웨어, 또는, 하드웨어 및 소프트웨어의 결합으로 구현될 수 있다.

[0053] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치를 설명하는 도면이다.

[0054] 도 1은 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치의 구성 요소를 예시한다.

[0055] 도 1을 참고하면, 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치(100)는 인공지능 처리부(110), 양자 상태 재구성부(120) 및 양자 상태 인식부(130)를 포함한다.

[0056] 일례로, 양자 상태 인식 처리 장치(100)는 양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 양자 상태를 학습 및 준비하는 양자 상태 인식 처리 장치일 수 있다.

[0057] 본 발명의 일실시예에 따르면 인공지능 처리부(110)는 양자 컴퓨터의 노이즈 모델로부터 획득된 양자 측정 데이터에 대하여 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 딥러닝 모델(deep learning model), 분류 신경망 모델(classification neural network model) 및 양자 상태 변형 모델(quantum state variational model) 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축할 수 있다.

[0058] 여기서, 오류 관련 잡음을 필터링하는 것은 양자 상태와 관련된 양자 게이트에서 발생하는 잡음에 기반한 오류를 제거하는 것으로서, 잡음을 필터링하는 것일 수 있다.

[0059] 일례로, 양자 상태 재구성부(120)는 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비할 수 있다.

[0060] 본 발명의 일실시예에 따르면 양자 상태 인식부(130)는재구성 및 준비된 양자 상태에 대하여 양자 단층 촬영(quantum tomography)을 통하여 양자 상태를 인식할 수 있다.

[0061] 일례로, 인공지능 처리부(110)는 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 스토크스(Stokes) 파라미터와 파울리(Pauli) 파라미터로 정의하고, 스토크스 파라미터를 이용한 딥러닝에 기반하여 딥러닝 모델을 학습 및 구축할 수 있다.

[0062] 예를 들어, 인공지능 처리부(110)는 딥러닝 모델 학습과 관련하여 하기 수학식 1을 이용하여 큐비트 양자 상태를 스토크스 파라미터로 재구성할 수 있다.

[0064] [수학식 1]

[0065] $$\rho = \frac{1}{2}\sum_{i=0}^{3} s_i \sigma_i$$

[0067] 수학식 1에서, ρ는 양자 상태를 나타낼 수 있고, s_i는 스토크스 파라미터를 나타낼 수 있으며, σ_i는 파울리(Pauli) 파라미터를 나타낼 수 있다.

[0068] σ_0, σ_1, σ_2 및 σ_3은 각각 항등식, Pauli X, Pauli Y 및 Pauli Z 행렬일 수 있다.

[0069] 본 발명의 일실시예에 따르면 양자 상태 재구성부(120)는 딥러닝 모델에 스토크스 파라미터를 입력하여 재구성되는 양자 상태에 대한 이론적 기대 값을 예측하여 양자 상태를 재구성할 수 있다.

[0070] 일례로, 양자 상태 재구성부(120)는 스토크스 파라미터에 대응하는 파울리 파라미터에 기반하여 이론적 기대 값을 예측하고, 이론적 기대 값들로 밀도 행렬을 재구성하고, 재구성된 밀도 행렬에 기반한 양자 상태를 재구성된 양자 상태로 결정할 수 있다.

[0071] 본 발명의 일실시예에 따르면 인공지능 처리부(110)는 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 단위 표준 벡터, 파울리 파라미터 및 실수 파라미터를 정의하고, 실수 파라미터에 대하여 파울리 파라미터와 단위 표준 벡터에 따른 유니타리 연산에 기반하여 정의함에 따라 유니타리 연산에서의 유니타리 행렬의 파라미터를 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 파라미터로 정의하기 목적 함수로 연산하도록 결정하는 양자 상태 변형 모델을 학습 및 구축할 수 있다.

[0072] 예를 들어, 인공지능 처리부(110)는 양자 상태 변형 모델 학습과 관련하여 수학식 2로 큐비트를 정의한다.

[0074] [수학식 2]

[0075] $$\rho = \frac{1}{2}(\sigma_o + r_x\sigma_x + r_y\sigma_y + r_z\sigma_z)$$
$$\sigma_x = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \sigma_y = \begin{bmatrix} 0 & -i \\ i & 0 \end{bmatrix}, \sigma_z = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$$

[0077] 수학식2에서, ρ는 큐비트를 나타낼 수 있고, σ는 파울리 파라미터를 나타낼 수 있고, r_x, r_y 및 r_z는 실수 파라미터를 나타낼 수 있다.

[0078] 실수 파라미터의 표준은 수학식 3을 만족해야 한다.

[0080] [수학식 3]

[0081] $$r_x^2 + r_y^2 + r_z^2 \leq 1$$

[0083] 수학식3은 실수 파라미터를 나타내고, 실수 파라미터에 대하여 불평등이 평등으로 바뀌면 상태(state)는 순수하고, 그렇지 않으면 상태가 혼합된다.

[0084] 거의 모든 최신 NISQ 아키텍처는 큐비트 상태를 |0>로 초기화한다.

[0085] 특정 단일 큐비트 양자 상태 |ψ>를 생성하려면 수학식 4와 같은 유니타리(unitary) 연산이 필요하다.

[0087] [수학식 4]

[0088] $$|\psi\rangle = U\,|\psi_o\rangle$$

[0090] 수학식 4에서, U는 유니타리를 나타내고, |ψ>는 특정 단일 큐비트 양자 상태를 나타낼 수 있다.

[0091] 수학식 4에서 $|\psi_o\rangle = |0\rangle$ 인 경우에, 수학식 5와 같을 수 있다.

[0093] [수학식 5]

[0094] $$U(\theta,\mu,\lambda) = \begin{bmatrix} cos(\frac{\theta}{2}) & -e^{i\lambda}sin(\frac{\theta}{2}) \\ e^{i\mu}sin(\frac{\theta}{2}) & e^{i(\mu+\lambda)}cos(\frac{\theta}{2}) \end{bmatrix}$$

[0096] 수학식 5에서, U 행렬에는 세 가지 파라미터 Θ, μ 및 λ가 있을 수 있다.

[0097] 목표 상태와 양자 회로 상태의 출력 사이의 오류를 최소화하려면 이러한 매개 변수를 찾아야할 필요성이 있다.

[0098] 본 발명은 부충실도를 목적 함수로 사용하고 최적화 문제를 수학식6과 같이 공식화할 수 있다.

[0100] [수학식 6]

[0101] $$\begin{aligned} \min_{|\phi\rangle} \quad & 1 - |\langle\psi|\phi\rangle|^2 \\ \text{subject to} \quad & \mathrm{tr}\left(|\phi\rangle\langle\phi|\right) = 1 \\ & |\phi\rangle\langle\phi| \geq 0 \end{aligned}$$

[0103] 수학식 6에서, 목적 함수를 계산하기 위해 먼저 |0>에 파라미터화된 무작위 유니터리 U(Θ, μ, λ)를 적용한다.

[0104] 그런 다음 양자 상태 단층 촬영을 수행하여 원하는 양자 상태를 재구성한다.

[0105] 우리는 표준 상태 단층 촬영 알고리즘을 사용하여 양자 회로의 출력에서 양자 상태를 추정할 수 있다.

[0106] 실제 파라미터 rx, ry 및 rz를 추정하기 위해 Pauli X, Y 및 Z 기반으로 측정한다.

[0107] 이는 다음과 같이 수학식 7의 확률분포로부터 구해진다.

[0109] [수학식 7]

$$
\begin{aligned}
r_x &= \mathrm{tr}\left(|\phi\rangle\langle\phi| X\right) \\
&= \mathrm{tr}\left(|\phi\rangle\langle\phi| \left(|+\rangle\langle+| - |-\rangle|-\rangle\right)\right) \\
&= |\langle\phi|+\rangle|^2 - |\langle\phi|-\rangle|^2 \\
&= P_{|+\rangle} - P_{|-\rangle} \\
r_y &= P_{|+_i\rangle} - P_{|-_i\rangle} \\
r_z &= P_{|1\rangle} - P_{|0\rangle}
\end{aligned}
$$

[0110]

[0112] 수학식 7에서, $|+\rangle = \frac{|0\rangle+|1\rangle}{2}$ 이고, $|-\rangle = \frac{|0\rangle-|1\rangle}{2}$ 이며, $|+_i\rangle = \frac{|0\rangle+i|1\rangle}{2}$ 이고, $|-_i\rangle = \frac{|0\rangle-i|1\rangle}{2}$ 일 수 있고, tr은 트레이스 함수를 나타낼 수 있다.

[0113] 이러한 파라미터를 계산한 후 수학식2를 사용하여 상태를 추정될 수 있다.

[0114] 양자 상태 재구성부(120)는 파웰(Powell)을 클래식 최적화 도구로 사용하고 수학식 6의 목적 함수를 최소화하여 최적의 파라미터 Θ, μ, 및 λ를 얻을 수 있다.

[0115] 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 재구성부(120)는 양자 상태 변형 모델에 따라 실수 파라미터를 파울리 파라미터 및 유니타리 행렬의 파라미터에 기반하여 정의함에 따라 결정된 양자 상태를 재구성된 양자 상태로 결정할 수 있다.

[0116] 일례로, 인공지능 처리부(110)는 양자 측정 데이터에서 양자 상태와 관련하여 진폭 임베딩 및 각도 임베딩 중 어느 하나의 임베딩에 기반하여 이진 분류하는 QCNN(Quantum Convolutional Neural Network)를 분류 신경망 모델로 학습 및 구축할 수 있다.

[0117] 예를 들어, 분류 신경망 모델은 훈련 데이터를 사용하여 이진 분류 작업을 위한 솔루션을 제공한다.

[0118] QCNN은 더 적은 데이터로 훈련할 수 있는 능력으로 인해 이문제에 대한 대안적인 접근 방식을 제공할 수 있다.

[0119] 본 발명의 일실시예에 따르면 양자 상태 재구성부(120)는 분류 신경망 모델에 기반하여 양자 상태에서 잡음과 비잡음을 구분하여 비잡음에 해당하는 양자 상태를 재구성된 양자 상태로 결정할 수 있다.

[0120] 일례로, 양자 상태 재구성부(120)는 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델을 선택적으로 이용하여서 양자 상태의 충실도를 최대화 시키는 방향으로 양자 상태를 재구성하여 준비할 수 있다.

[0121] 본 발명의 일실시예에 따르면 양자 상태 인식부는 양자 상태의 입력과 출력의 차이가 최소화되도록 양자 충실도가 우수한 양자 상태를 단층 촬영할 수 있다.

[0122] 본 발명은 양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 오류 관련 잡음을 필터링하기 위한 적어도 하나의 모델을 학습하여 양자 상태를 준비하는 양자 상태 인식 최적화를 구현할 수 있다.

[0123] 또한, 본 발명은 양자 컴퓨터에서 발생된 잡음에 기반한 오류와 관련하여 잡음 제거와 오류 완화에 따른 높은 충실도를 확보하는 양자 상태 학습 체계를 구현할 수 있다.

[0125] 도 2a는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치 및 방법에서 이용하는 딥러닝 모델을 설명하는 도면이다.

[0126] 도 2a는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치 및 방법에서 이용하는 딥러닝 모델을 예시한다.

[0127] 도 2a를 참고하면, 본 발명의 일실시예에 따른 딥러닝 모델(200)은 입력으로 수학식 1에 기반한 스토크스 파라미터를 받으면, 잡음 제거된 스토크스 파라미터를 출력한다.

[0128] 일반적으로 $d=2^n$인 n-큐비트 상태를 재구성하려면 d^2 파라미터(parameter)가 필요할 수 있다.

[0129] 예를 들어, 딥러닝 모델(200)은 양자 상태 추정을 위해 각각 100개의 훈련 가능한 가중치를 갖는 2개의 숨겨진

레이어가 있는 딥 러닝 모델일 수 있다.

[0130] 스토크스 파라미터를 입력 기능으로 사용하고, 양자 상태 재구성에 대한 이론적 기대값을 예측하여 출력할 수 있다.

[0131] 양자 상태 인식 처리 장치는 클라우드 기반 양자 컴퓨터의 노이즈 모델을 기반으로 준비된 무작위로 생성된 약 2000개의 양자 상태 데이터 세트를 생성하고, 생성된 데이터 세트를 이용하여 딥러닝 모델(200)을 구축할 수 있다.

[0132] 데이터세트에는 딥러닝 모델(200)과 같이 실제 양자 컴퓨터의 측정 데이터에서 추론된 스토크스 파라미터(실제 양자 컴퓨터의 측정 데이터에서 추론됨)가 입력 특징으로 포함되어 있고 Pauli 기반의 이론적 기대값이 실제 상태 출력으로 포함하고 있다.

[0133] 그런 다음 μ= 0 및 σ_2= 0.2인 랜덤 가우스 노이즈 N(μ, σ^2) = 1/σ∣ð$e^{(x\mu)2/2\sigma2}$를 추가하고, 데이터 세트를 훈련(70%), 검증(20%), 및 테스트 데이터(10%)로 활용할 수 있다.

[0134] 그런 다음 시끄러운 실험 훈련 데이터에 대해 "1"과 같이 딥러닝 모델을 훈련하여 이론적 결과를 예측할 수 있다.

[0135] 평가 지표는 수학식 8에 의해 주어진 손실 함수로 평균 제곱 오차(MSE)를 사용할 수 있다.

[0137] [수학식 8]

[0138]
$$J(W) = \sum_{i=1}^{D} (W^T \tilde{S}_i - S_i)^2$$

[0140] 수학식 8에서, J는 부충실성을 나타내고, W는 모델에 의해 학습된 가중치 행렬이고, ~S_i는 입력 스토크스 파라미터 벡터이고, S_i는 실제 상태 기대값 벡터일 수 있다.

[0141] 또한 수학식9와 같이 정의된 충실도(fidelity)라는 메트릭을 통해 모델의 학습 성능을 평가할 수 있다.

[0143] [수학식 9]

[0144]
$$F(\rho, \sigma) = \mathrm{tr}\left(\sqrt{\sqrt{\rho}\sigma\sqrt{\rho}}\right)^2$$

[0146] 수학식 9는 대표적인 충실도 검증 수학식으로, F는 충실도를 나타낼 수 있고, ρ는 양자 상태일 수 있으며, tr은 트레이스 함수를 나타낼 수 있고, σ 파울리 파라미터를 나타낼 수 있다.

[0147] 최적화는 SGD(Stochastic Gradient Descent Optimization Algorithm)를 사용하고 모델 학습을 위한 학습률 파라미터로 부충실성을 제안할 수 있고, 수정된 SGD는 수학식 10에 의해 주어질 수 있다.

[0149] [수학식 10]

$$w_{\text{new}} = w - \alpha \frac{\partial J(W)}{\partial w}$$

[0150] $$\alpha := 1 - F(\rho, \sigma)$$

[0152] 수학식 10에서, W는 가중치를 나타낼 수 있고, J는 부충실도를 나타낼 수 있으며, F는 충실도를 나타낼 수 있고, α는 예측 상태와 실제 상태 간의 부충실도를 평가하여 업데이트되는 학습률일 수 있다.

[0153] 도 2b는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치 및 방법에서 딥러닝 모델에 기반하여 양자 상태 재구성을 설명하는 도면이다.

[0154] 도 2b는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치 및 방법에서 딥러닝 모델에 기반하여 양자 상태 재구성을 예시한다.

[0155] 도 2b를 참고하면, 재구성 대상(210)인 ψ는 특정 단일 큐비트 양자를 양자 게이트인 유니타리(U), 아다마르(H) 및 스토크스(S^{+})를 통하여 예측 대상(211)으로 예측하고, 예측 대상(211)에 대하여 밀도 행렬(212)로 결정하여 양자 상태를 재구성한다.

[0156] 모델로부터 예측 파라미터 예측 대상(211)을 추론하여 밀도 행렬(212)을 재구성하기 위해 수학식 1이 사용될 수 있다.

[0157] 그러나, 때로는 양수가 아닌 고유값이 있어 물리적으로 유효하지 않은 경우도 있다.

[0158] 따라서, 상태가 순수하다고 가정하면 추정된 밀도 행렬의 고유값 분해를 수행하고, 고유값이 가장 높은 고유값에 해당하는 최종 상태로 고유벡터를 선택하여 이를 유효하게 만들 수 있다.

[0159] 도 2b는 딥러닝 모델이 노이즈가 있을 경우에 상당한 견고성을 보여주는 것을 보여준다.

[0160] 종래 기술과 본 발명에 기반한 딥러닝 모델을 이용하는 경우를 하기 표 1과 같이 정리하여 비교할 수 있다.

표 1

[0162]

방법	최소 충실도	최대 충실도	평균 충실도
종래 기술	0.88	0.92	0.90
본 발명	0.96	0.99	0.98

[0163] 예를 들어, 종래 기술은 NISQ 장치에 기반한 양자 상태의 단층 촬영 결과일 수 있다.

[0164] 도 3a 내지 도 3d는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치에서 분류 신경망 모델의 양자 상태 재구성 성능을 도면이다.

[0165] 도 3a의 그래프(300)는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치에서 분류 신경망 모델의 양자 상태 재구성 성능과 관련하여 트레이닝 손실(train losses)를 나타낸다.

[0166] 도 3b의 그래프(310)는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치에서 분류 신경망 모델의 양자 상태 재구성 성능과 관련하여 트레이닝 정확도(train accuracies)를 나타낸다.

[0167] 도 3c의 그래프(320)는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치에서 분류 신경망 모델의 양자 상태 재구성 성능과 관련하여 검증 손실(validation losses)를 나타낸다.

[0168] 도 3d의 그래프(330)는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치에서 분류 신경망 모델의 양자 상태 재구성 성능과 관련하여 검증 정확도(validation accuracies)를 나타낸다.

[0169] 진폭 임베딩은 실수 또는 복소수 값 M차원 클래식 데이터 포인트 x를 m-큐비트 양자 상태의 진폭으로 인코딩한

다.

[0171] [수학식 11]

[0172] $$|\psi_{\mathbf{x}}\rangle = \sum_{i=0}^{M-1} x_i \, |i\rangle$$

[0174] 수학식 11에서, M = 2m이고 x_i는 x의 i번째 요소이고 |i는 i번째 계산 기준 상태일 수 있다.

[0175] 진폭 인코딩의 주요 이점은 M개의 기능으로 입력을 인코딩하는 데 m = logM 큐비트만 필요하고 해당 입력이 N개 있는 경우 m = log(NM) 큐비트만 필요하다는 것이다.

[0176] 그럼에도 불구하고, 진폭 임베딩을 적용한 상태 준비 회로의 깊이는 2n 병렬 연산이며, 대부분 고가의 2큐비트 게이트인 것으로 알려져 있다.

[0177] 진폭 임베딩은 기존 기술에서 이미 사용되었으므로 각도 임베딩과 비교한다.

[0178] 우리는 n 큐비트의 X 축을 따라 N 클래식 기능을 회전 각도에 저장하는 각도 임베딩을 위해 회전 X 게이트를 사용할 수 있다.

[0180] [수학식 12]

[0181] $$|\psi_{\mathbf{x}}\rangle = \bigotimes_{i}^{n} R_X(x_i) \, |0^n\rangle$$

[0183] 수학식 12에서, R_X는 회전 X 게이트이고, 앵글 임베딩은 상대적으로 적은 작업으로 상태를 준비할 수 있지만 필요한 큐비트에 가장 효과적인 방법은 아닐 수 있다.

[0184] 그래프(300) 내지 그래프(330)에서 점과 직선은 진폭 임베딩의 결과를 나타내고, 십자선과 점선은 회전 X 각도 임베딩의 결과를 나타낼 수 있다.

[0186] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치에서 양자 상태 변형 모델의 양자 상태 재구성 성능을 설명하는 도면이다.

[0187] 도 4는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 장치에서 양자 상태 변형 모델의 양자 상태 재구성 성능에 대한 실험 결과를 예시한다.

[0188] 도 4를 참고하면, 그래프(400)는 종래의 양자 컴퓨터와 본 발명의 양자 상태 변형 모델에 기반한 부충실도 플롯(infidelity plot)과 샷 수의 함수로 보여준다.

[0189] 지시선(401)과 지시선(402)은 가짜(Fake) Belam 백엔드에서 수행되는 결과에 대한 부충실도 측정결과를 나타낸다.

[0190] 한편, 지시선(403)과 지시선(404)은 Aer 시뮬레이터에서 수행되는 결과에 대한 부충실도 측정결과를 나타낸다.

[0191] 지시선(401)과 지시선(403)은 본 발명을 나타내고, 지시선(402)과 지시선(404)은 종래기술을 나타낼 수 있다.

[0192] 지시선(401)과 지시선(403)을 보면 부충실도 상대적으로 낮은 것을 보여주고, 이는, 양자 상태 준비를 위한 충실하고 보다 정확한 양자 상태가 준비되는 것을 볼 수 있다.

[0193] 즉, 본 발명이 종래의 기술에 따른 회로 기반 양자 상태 준비 방법 또는 장치에 비교하여 충실도가 상대적으로 월등한 것을 확인시켜 준다.

[0194] 본 발명은 양자 장치의 벤치마크로 사용될 수 있으며 기존 시스템에 대한 양자 우위를 달성하는 길을 열 수 있다.

[0195] 따라서, 본 발명은 사물인터넷, 스마트시티, 자율주행차 네트워크, 6G 생태계의 헬스케어 모니터링 등 다양한 애플리케이션을 위한 양자 솔루션을 제공하고, 양자 통신, 양자 도량형 및 양자 컴퓨팅에 이르는 응용 프로그램을 위한 잡음 중간 규모 양자(noisy-intermediate scale quantum, NISQ)의 벤치 마킹을 구현할 수 있다.

[0197] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 방법을 설명하는 도면이다.

[0198] 도 5는 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 방법이 양자 컴퓨팅 플랫폼의 양자 컴퓨터에서 측정되는 양자 상태의 충실도(fidelity)를 증가시키도록 양자 상태를 학습 및 준비하는 양자 상태 인식 처리 절차를 예시한다.

[0199] 도 5를 참고하면, 단계(S501)에서 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 방법은 양자 측정 데이터에 대하여 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축한다.

[0200] 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 방법은 양자 컴퓨터의 노이즈 모델로부터 획득된 양자 측정 데이터에 대하여 오류 관련 잡음(noise)을 필터링하기 위한 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축할 수 있다.

[0201] 단계(S502)에서 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 방법은 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비한다.

[0202] 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 방법은 단계(S501)에서 구축된 적어도 하나의 모델에 기반하여 잡음이 제거되어 양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비할 수 있다.

[0203] 단계(S503)에서 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 방법은 재구성 및 준비된 양자 상태에 대하여 양자 단층 촬영을 통하여 양자 상태를 인식한다.

[0204] 즉, 본 발명의 일실시예에 따른 양자 상태 인식 처리 방법은 단계(S502)에서 재구성 및 준비된 양자 상태에 대하여 양자 단층 촬영(quantum tomography)을 통하여 양자 상태를 인식할 수 있다.

[0205] 따라서, 본 발명은 양자 상태 단층 촬영을 수행하기 위한 딥러닝 기술의 적용, 더 높은 충실도로 양자 상태를 준비하는 변형 방법과 모든 소음 모델에서 신경망을 효율적으로 훈련 시킬 수 있는 양자 상태 인식 최적화기를 제공할 수 있다.

[0207] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성요소, 소프트웨어 구성요소, 및/또는 하드웨어 구성요소 및 소프트웨어 구성요소의 조합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성요소는, 예를 들어, 프로세서, 콘트롤러, ALU(arithmetic logic unit), 디지털 신호 프로세서(digital signal processor), 마이크로컴퓨터, FPA(field programmable array), PLU(programmable logic unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(processing element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 콘트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(parallel processor)와 같은, 다른 처리 구성(processing configuration)도 가능하다.

[0208] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(computer program), 코드(code), 명령(instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성요소(component), 물리적 장치, 가상 장치(virtual equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(signal wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서,

분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매체에 저장될 수 있다.

[0209] 이상과 같이 실시예들이 비록 한정된 도면에 의해 설명되었으나, 해당 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자라면 상기의 기재로부터 다양한 수정 및 변형이 가능하다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다.

[0210] 그러므로, 다른 구현들, 다른 실시예들 및 특허청구범위와 균등한 것들도 후술하는 특허청구범위의 범위에 속한다.

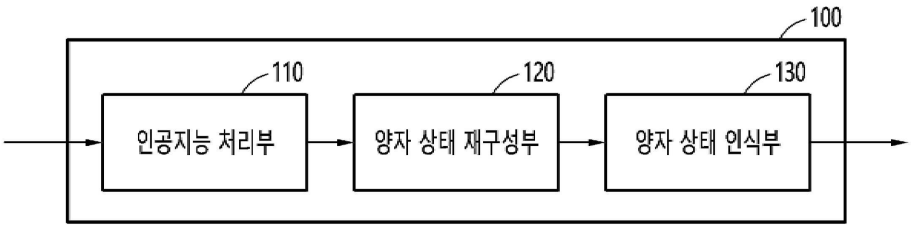
부호의 설명

[0211] 100: 양자 상태 인식 처리 장치 110: 인공지능 처리부

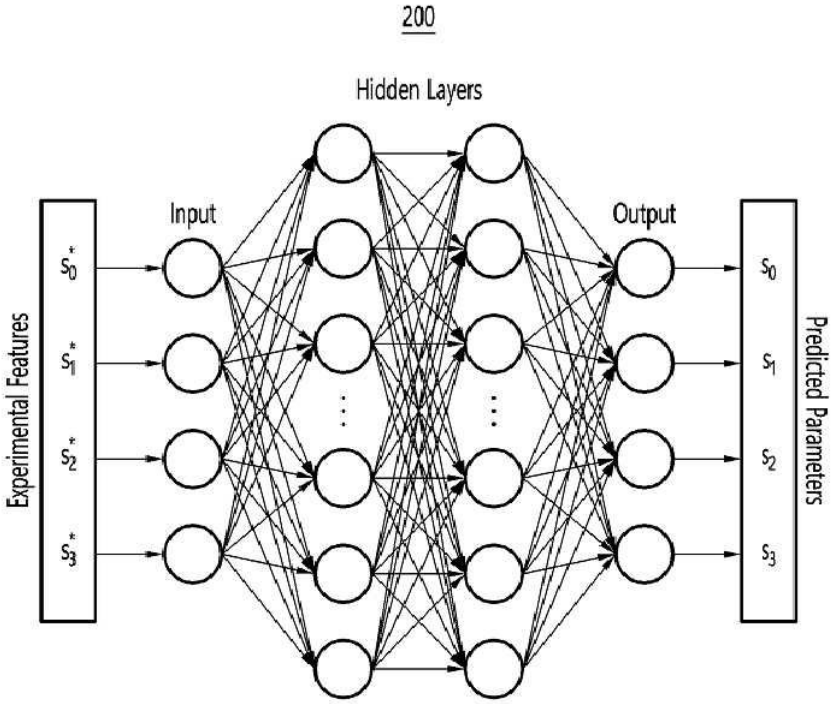
120: 양자 상태 재구성부 130: 양자 상태 인식부

도면

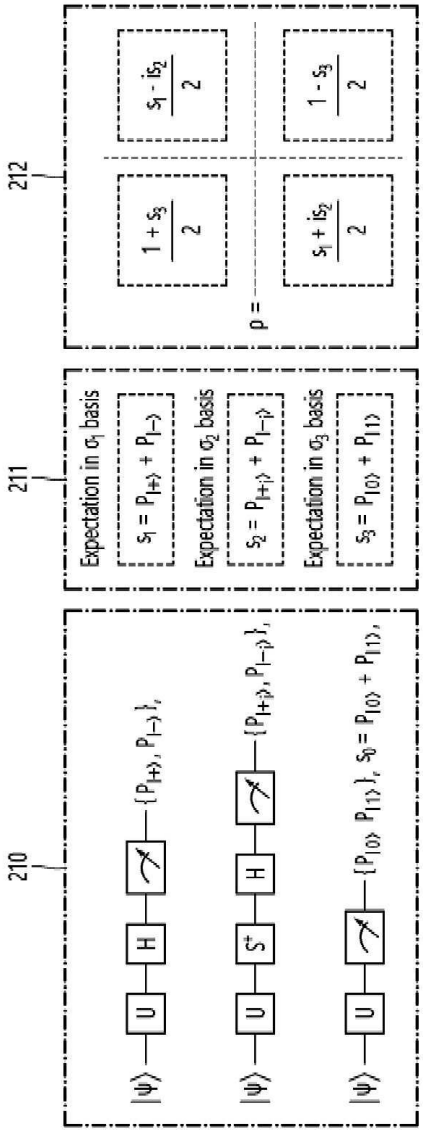
도면1



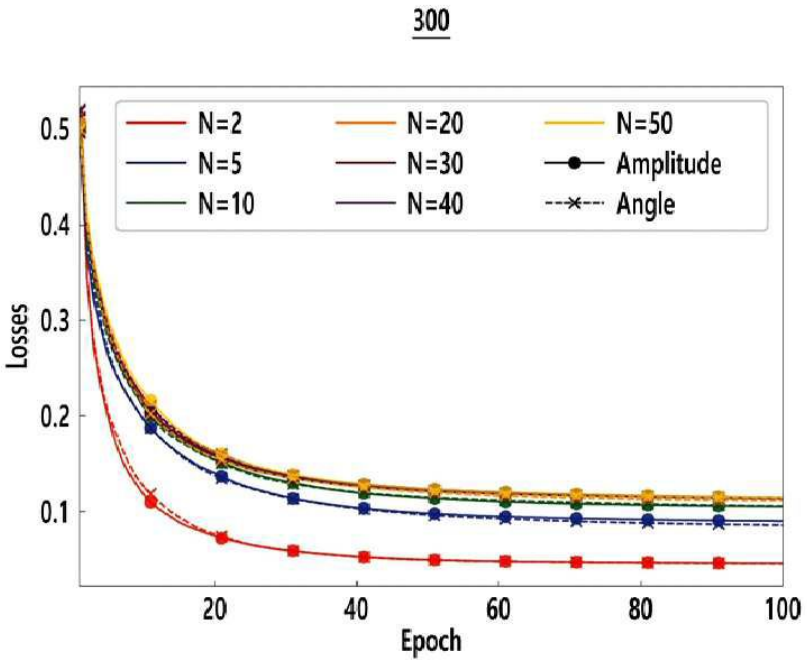
도면2a



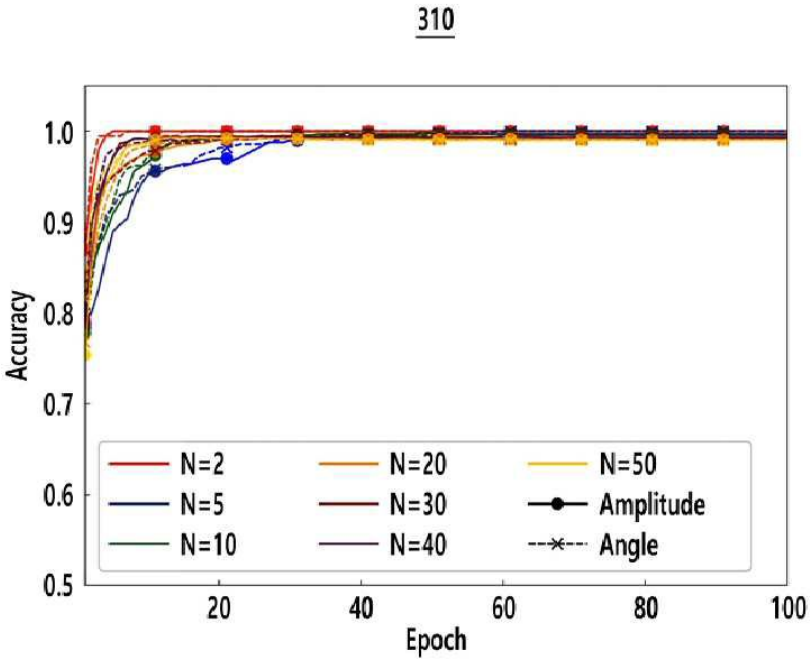
도면2b


210
211
212
Expectation in σ1 basis
Expectation in σ2 basis
Expectation in σ3 basis
s1 = P|+⟩ + P|−⟩
s2 = P|+i⟩ + P|−i⟩
s3 = P|10⟩ + P|11⟩
|ψ⟩
U
H
S†
{P|+⟩, P|−⟩},
{P|+i⟩, P|−i⟩},
{P|10⟩, P|11⟩}, s0 = P|10⟩ + P|11⟩,
p =
(1 + s3)/2
(s1 + is2)/2
(s1 − is2)/2
(1 − s3)/2

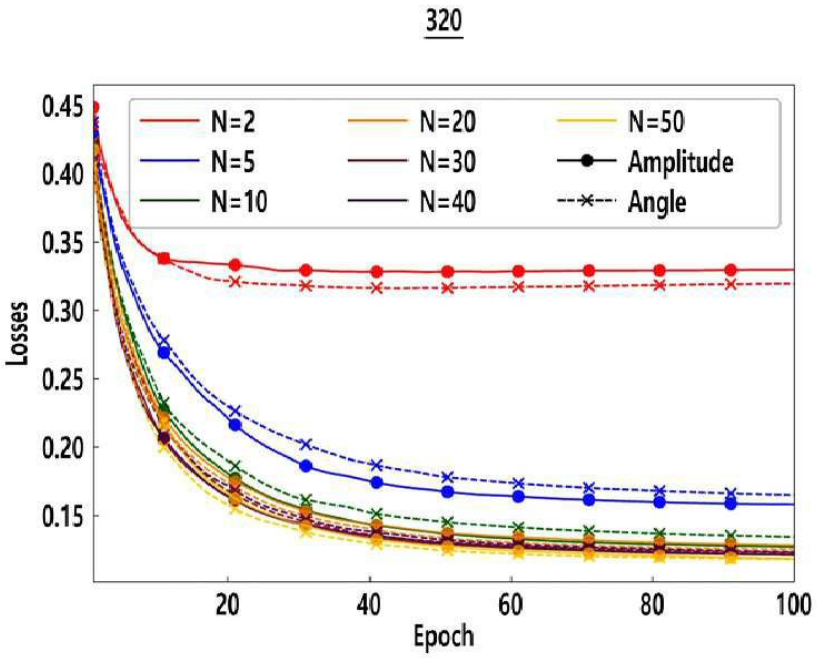
도면3a


300
N=2
N=5
N=10
N=20
N=30
N=40
N=50
Amplitude
Angle
Losses
0.5
0.4
0.3
0.2
0.1
20
40
60
80
100
Epoch

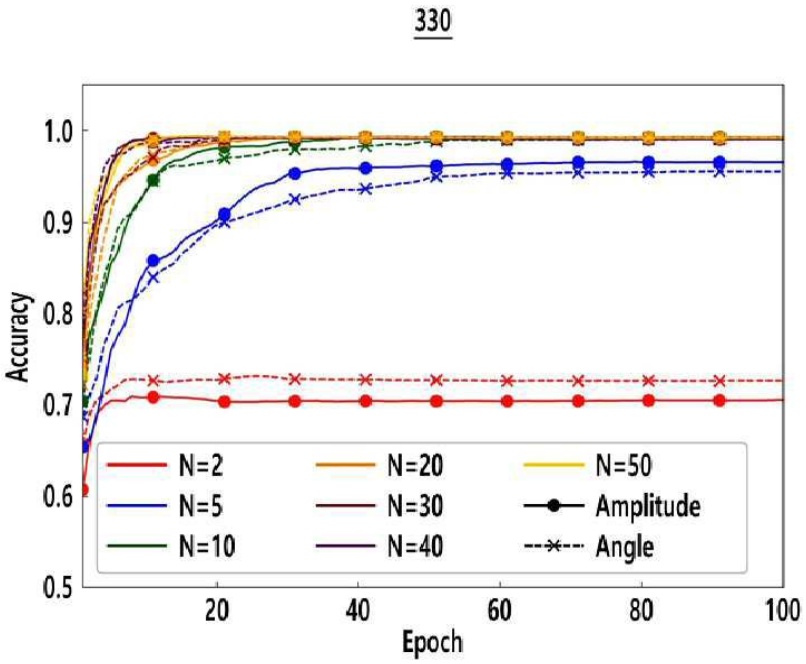
도면3b


310
N=2
N=5
N=10
N=20
N=30
N=40
N=50
Amplitude
Angle
Accuracy
1.0
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
20
40
60
80
100
Epoch

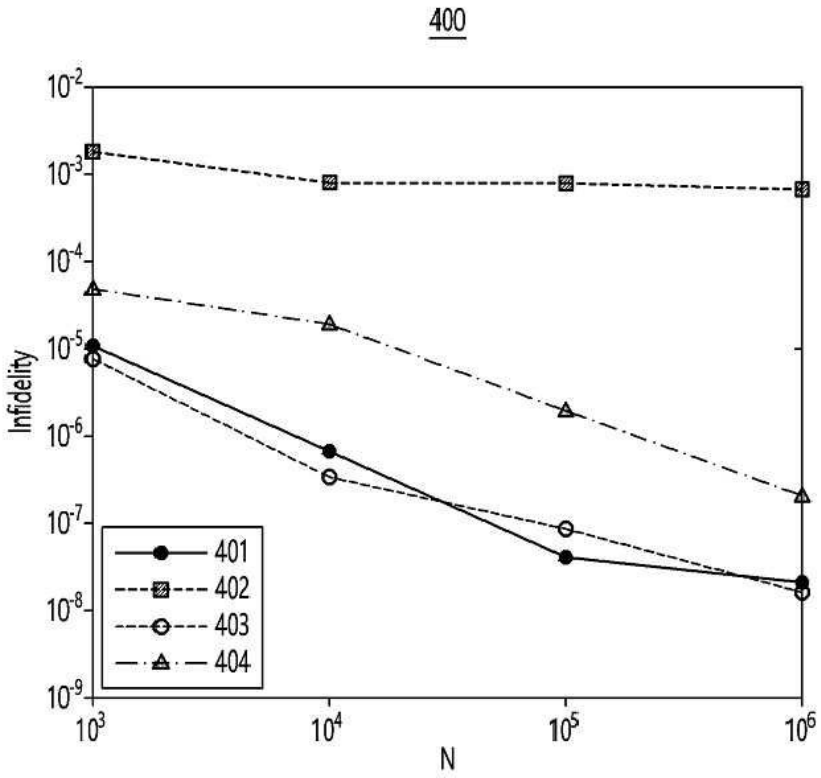
도면3c


320
0.45
0.40
0.35
0.30
0.25
0.20
0.15
Losses
20
40
60
80
100
Epoch
N=2
N=5
N=10
N=20
N=30
N=40
N=50
Amplitude
Angle

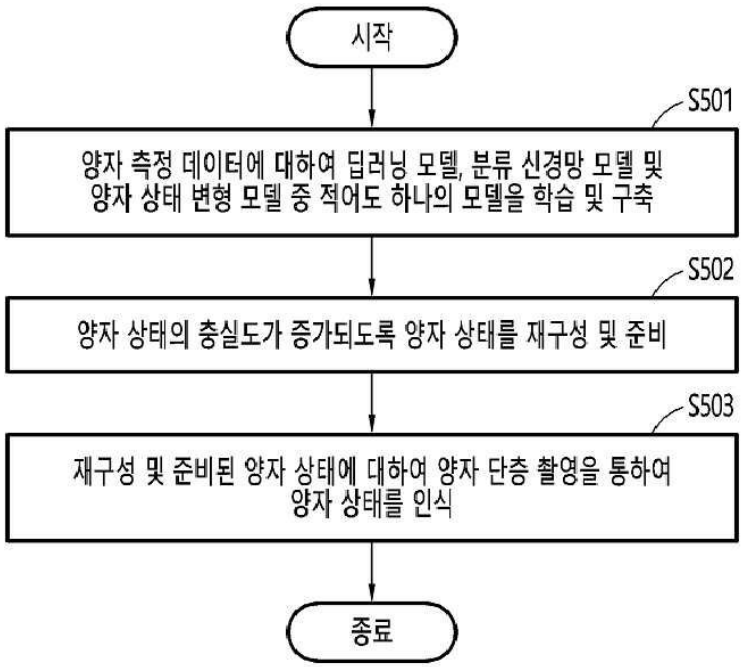
도면3d


330
1.0
0.9
0.8
0.7
0.6
0.5
Accuracy
20
40
60
80
100
Epoch
N=2
N=5
N=10
N=20
N=30
N=40
N=50
Amplitude
Angle

도면4


400
Infidelity
N
401
402
403
404

도면5


시작
S501
양자 측정 데이터에 대하여 딥러닝 모델, 분류 신경망 모델 및 양자 상태 변형 모델 중 적어도 하나의 모델을 학습 및 구축
S502
양자 상태의 충실도가 증가되도록 양자 상태를 재구성 및 준비
S503
재구성 및 준비된 양자 상태에 대하여 양자 단층 촬영을 통하여 양자 상태를 인식
종료