



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0081054
(43) 공개일자 2024년06월07일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 10/60 (2022.01) G06N 10/40 (2022.01)
G06N 3/0464 (2023.01) B82Y 10/00 (2017.01)
(52) CPC특허분류
G06N 10/60 (2022.01)
G06N 10/40 (2022.01)
(21) 출원번호 10-2022-0164951
(22) 출원일자 2022년11월30일
심사청구일자 2022년11월30일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
김중헌
서울특별시 동작구 상도로 346-2, 212동 201호
백한결
서울특별시 도봉구 도봉로136가길 73, 101동 1304호
윤원준
서울특별시 강남구 학동로64길 14, 101동 1002호
(74) 대리인
윤귀상

전체 청구항 수 : 총 9 항

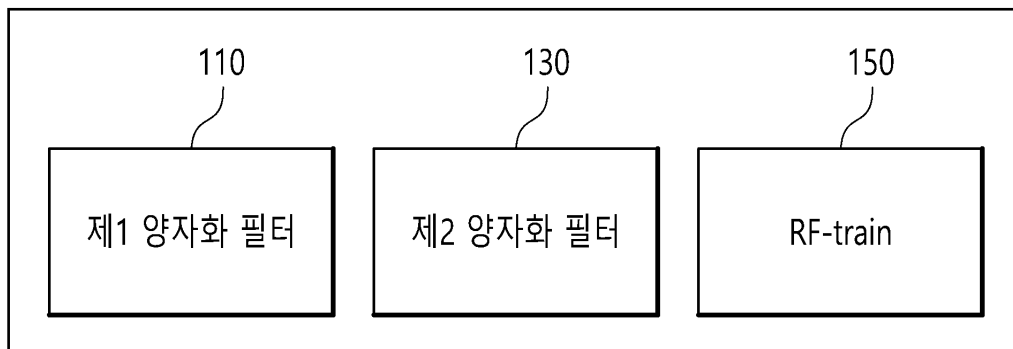
(54) 발명의 명칭 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치 및 구현 방법

(57) 요약

본 발명은 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치 및 구현 방법에 관한 것이다. 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치는 유한 수의 큐비트(qubit)를 갖고, 제1 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로(PQC)를 포함하는 제1 양자화 필터; 상기 제1 양자화 필터와 동일한 큐비트의 수를 가지면서, 제2 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로를 포함하여 상기 제1 양자화 필터에 대하여 확장 가능하게(scalable) 구성되는 복수의 제2 양자화 필터; 및 상기 제1 양자화 필터에 의해 추출된 특징(feature)과 상기 제2 양자화 필터에 의해 추출된 특징들 간의 유사도를 나타내는 복원도(fidelity)를 조정하는 역 복원도 정규화기(Reverse fidelity regularizer);를 포함한다.

대표도 - 도1

100



(52) CPC특허분류

G06N 3/0464 (2023.01)

B82Y 10/00 (2013.01)

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 ~ 2025.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

유한 수의 큐비트(qubit)를 갖고, 제1 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로(PQC)를 포함하는 제1 양자화 필터;

상기 제1 양자화 필터와 동일한 큐비트의 수를 가지면서 제2 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로를 포함하여 상기 제1 양자화 필터에 대하여 확장 가능하게(scalable) 구성되는 복수의 제2 양자화 필터; 및

상기 제1 양자화 필터에 의해 추출된 특징(feature)과 상기 제2 양자화 필터에 의해 추출된 특징들 간의 유사도를 나타내는 복원도(fidelity)를 조정하는 역 복원도 정규화기(Reverse fidelity regularizer);를 포함하는, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 장치.

청구항 2

청구항 1에 있어서,

상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터에 의해 추출되는 특징(feature)들의 수는 상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터의 총 개수에 상기 큐비트의 수를 곱하여 획득되는, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 장치.

청구항 3

청구항 1에 있어서,

입력 데이터를 큐비트(qubit)의 양자 상태로 표현하는 인코더(encoder); 및

상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터의 큐비트의 상태를 측정하여 복수의 특징(feature)을 추출하는 측정부(measurement)를 더 포함하는, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 장치.

청구항 4

청구항 2에 있어서,

상기 제1 양자화 필터와 상기 제2 양자화 필터 간의 복원도를 낮추어 추출된 특징들 사이의 유클리드 거리(Euclidean distance)를 증가시키는, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 장치.

청구항 5

청구항 3에 있어서,

상기 인코더는 상기 입력 데이터에 대하여 각도 인코딩을 수행하여 상기 큐비트로 인코딩하는, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 장치.

청구항 6

인코더(encoder)를 이용하여 입력 데이터를 유한 수의 큐비트(qubit)로 인코딩하는 단계;

유한 수의 큐비트(qubit)를 갖고, 학습 가능한 파라미터를 갖는 제1 양자 회로(PQC)를 포함하는 제1 양자화 필터에 대하여 상기 제1 양자화 필터와 동일한 큐비트의 수를 가지면서 제2 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로를 포함하는 복수의 제2 양자화 필터를 확장 가능하게(scalable) 구성되는 단계;

측정부(measurement)를 이용하여 상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터의 양자 회로의 큐비트의 상태를 측정하여 복수의 특징들(feature)을 추출하는 단계;

역 복원도 정규화기(Reverse fidelity regularizer)를 이용하여 상기 제1 양자화 필터에 의해 추출된 특징(feature)과 상기 제2 양자화 필터에 의해 추출된 특징들 간의 유사도를 나타내는 복원도(fidelity)를 조정하는

단계를 포함하는, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법.

청구항 7

청구항 6에 있어서,

상기 제1 양자화 필터와 상기 제2 양자화 필터 간의 복원도는 추출된 특징들 사이의 유클리드 거리(Euclidean distance)를 증가시키는 방향으로 조정되는, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법.

청구항 8

청구항 6에 있어서,

상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터에 의해 추출되는 특징(feature)들의 수는 상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터의 총 개수에 상기 큐비트의 수를 곱하여 획득되는, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법.

청구항 9

청구항 6에 있어서,

상기 인코더는 상기 입력 데이터에 대하여 각도 인코딩을 수행하여 상기 큐비트로 인코딩하는, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 양자 컨볼루션 신경망에 관한 것으로, 보다 상세하게는 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치 및 구현 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 고전 컴퓨터가 사용하는 이진 비트(bit)와는 다르게, 양자 컴퓨터에서 사용하는 큐비트(Qubit)은 0과 1을 동시에 지닐 수 있는 특성이 있다. 다중 큐비트 시스템에서도 중첩이 가능하여 많은 양의 정보를 동시에 처리할 수 있는 특성이 있다. 10 큐비트가 중첩되어 있다면, 지닐 수 있는 정보의 양은 총 2^{10} 이 되는 원리이다.

[0003] 양자 컴퓨팅은 처리 속도에서 기존 알고리즘을 능가하고 복잡한 계산이 필요한 다양한 산업 분야에 영향을 미칠 것으로 예상된다. 계산 단위(즉, 비트)가 0 또는 1로 결정적으로 미리 결정된 고전적 계산과 대조적으로, 양자 컴퓨팅(즉, 큐비트)의 계산 단위는 0에서 1 사이이며 이는 계산 능력의 기하급수적 규모를 이끈다. 큐비트의 얽힘(entanglement)으로 여러 상태를 동시에 표현할 수 있기 때문이다. 양자 컴퓨팅의 이러한 구별되는 특성은 단일 큐비트에서 여러 경로를 동시에 추구할 수 있게 한다. 기존 알고리즘에서는 물리적으로 불가능하고 다중 경로를 필요로 하여 복잡성 차수를 증가시킨다. 따라서 NISQ(노이즈 중간 규모 양자 계산)의 양자 기계 학습(QML : Quantum Machine Learning)은 기존 기계 학습(ML : Machine Learning)의 다항식 복잡성과 달리 선형 또는 하위 선형 복잡성을 획득했다. 기존 ML은 분석 및 처리가 극히 어려운 방대한 데이터에 크게 의존하기 때문에 QML은 이러한 문제에 대한 실용적인 솔루션으로 주목을 받았다.

[0004] QML에서 양자 컴퓨팅의 특성을 충분히 활용하기 위해 다양한 연구가 진행되었다. 예를 들어, 대표적인 기계 학습 문제 중 하나인 분류 작업은 QML 기반 분류기로 해결할 수 있다. 또한 QML은 그 자체뿐만 아니라 기존의 신경망과도 함께 사용할 수 있다.

[0005] 이전 연구에 따르면 양자 컴퓨팅은 힐베르트 공간에서 기존 컴퓨팅보다 더 효율적으로 복잡한 계산을 수행한다. 그러나 QML이 직면한 어려운 문제 중 하나는 불모의 고원(barren plateaus)이다. 불모의 고원은 큐비트 수가 증가할 때 발생하는 QML의 악명 높은 문제이다.

[0006] 기계 학습은 알고리즘이 학습이라고 하는 단계에서 데이터에서 학습해야 한다. 훈련하는 동안 알고리즘은 주어진 작업에서 점진적으로 향상된다. 그러나 많은 종류의 양자 알고리즘은 2018년 Google 팀에서 처음 보고한 불모의 고원(Barren Plateaus)으로 알려진 현상으로 인해 미미한 개선만 경험하는 것으로 수학적으로 입증됐다. 불모의 고원 현상은 양자 알고리즘의 학습을 중단할 수 있다.

[0007] 불모의 고원은 QML의 기울기를 사라지게 하여 훈련 가능성을 보장하는 것을 불가능하게 만든다. 해결책으로 적절한 초기화와 함께 양자 컨볼루션 신경망(QCNN : Quantum Convolutional Neural Network)을 활용하여 불모의 고원을 줄일 수 있음이 입증되었다. 최근 연구는 필터를 사용하여 양자 컨볼루션 신경망을 설계했다.

선행기술문헌

특허문헌

[0008] (특허문헌 0001) 공개특허 공보 10-2021-0122354(2021.10.12)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0009] 본 발명이 해결하고자 하는 과제는 불모의 고원을 피하면서 필터의 확장성을 달성할 수 있는 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치 및 구현 방법을 제공하고자 한다.

[0010] 본 발명의 과제들은 이상에서 언급한 과제들로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 과제들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

과제의 해결 수단

[0011] 본 발명의 일 실시예에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치는,

[0012] 유한 수의 큐비트(qubit)를 갖고, 제1 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로(PQC)를 포함하는 제1 양자화 필터;

[0013] 상기 제1 양자화 필터와 동일한 큐비트의 수를 가지면서 제2 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로를 포함하여 상기 제1 양자화 필터에 대하여 확장 가능하게(scalable) 구성되는 복수의 제2 양자화 필터; 및

[0014] 상기 제1 양자화 필터에 의해 추출된 특징(feature)과 상기 제2 양자화 필터에 의해 추출된 특징들 간의 유사도를 나타내는 복원도(fidelity)를 조정하는 역 복원도 정규화기(Reverse fidelity regularizer);를 포함한다.

[0016] 바람직하게는,

[0017] 상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터에 의해 추출되는 특징(feature)들의 수는 상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터의 총 개수에 상기 큐비트의 수를 곱하여 획득된다.

[0019] 바람직하게는,

[0020] 입력 데이터를 큐비트(qubit)의 양자 상태로 표현하는 인코더(encoder); 및

[0021] 상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터의 큐비트의 상태를 측정하여 복수의 특징(feature)을 추출하는 측정부(measurement)를 더 포함한다.

[0023] 바람직하게는,

[0024] 상기 제1 양자화 필터와 상기 제2 양자화 필터 간의 복원도를 낮추어 추출된 특징들 사이의 유클리드 거리(Euclidean distance)를 증가시킨다.

[0026] 바람직하게는,

- [0027] 상기 인코더는 상기 입력 데이터에 대하여 각도 인코딩을 수행하여 상기 큐비트로 인코딩한다.
- [0029] 본 발명이 다른 실시예에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 방법은,
- [0030] 인코더(encoder)를 이용하여 입력 데이터를 유한 수의 큐비트(qubit)로 인코딩하는 단계;
- [0031] 유한 수의 큐비트(qubit)를 갖고, 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로(PQC)를 포함하는 제1 양자화 필터에 대하여 상기 제1 양자화 필터와 동일한 큐비트의 수를 가지면서 제2 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로를 포함하는 복수의 제2 양자화 필터를 확장 가능하게(scalable) 구성되는 단계;
- [0032] 측정부(measurement)를 이용하여 상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터의 양자 회로의 큐비트의 상태를 측정하여 복수의 특징들(feature)을 추출하는 단계;
- [0033] 역 복원도 정규화기(Reverse fidelity regularizer)를 이용하여 상기 제1 양자화 필터에 의해 추출된 특징(feature)과 상기 제2 양자화 필터에 의해 추출된 특징들 간의 유사도를 나타내는 복원도(fidelity)를 조정하는 단계를 포함한다.
- [0035] 바람직하게는,
- [0036] 상기 제1 양자화 필터와 상기 제2 양자화 필터 간의 복원도는 추출된 특징들 사이의 유클리드 거리(Euclidean distance)를 증가시키는 방향으로 조정된다.
- [0038] 바람직하게는,
- [0039] 상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터에 의해 추출되는 특징(feature)들의 수는 상기 제1 양자화 필터 및 상기 제2 양자화 필터의 총 개수에 상기 큐비트의 수를 곱하여 획득된다.
- [0041] 바람직하게는,
- [0042] 상기 인코더는 상기 입력 데이터에 대하여 각도 인코딩을 수행하여 상기 큐비트로 인코딩한다.
- [0044] 기타 실시예들의 구체적인 사항들은 상세한 설명 및 도면들에 포함되어 있다.

발명의 효과

- [0045] 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 인공 신경망에 의하면 양자 컨볼루션 신경망 아키텍처를 유지함으로써 불모의 고원(Barren Plateau)을 피하면서 필터의 확장성을 달성할 수 있다.
- [0046] 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 인공 신경망에 의한 양자 시스템은 가장 강력한 슈퍼컴퓨터를 능가하는 기능을 갖게 될 것이다.
- [0047] 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 인공 신경망은 기존 기법대비 16%의 정확도 향상을 확인하였다.
- [0048] 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 인공 신경망은 RF-Train 학습 알고리즘을 활용하여 기존 기법 대비 6%의 정확도 향상을 확인하였다.
- [0049] 다만, 본 발명의 효과들은 이상에서 언급한 효과로 제한되지 않으며, 언급되지 않은 또 다른 효과들은 아래의 기재로부터 당업자에게 명확하게 이해될 수 있을 것이다.

도면의 간단한 설명

- [0050] 도 1은 본 발명에 따른 역 복원도 트레이닝(Reverse fidelity-train) 학습 알고리즘을 실행하기 위한 장치의 개략도를 보여주는 도면이다.
- 도 2는 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 장치의 개략도를 보여주는 도면이다.

도 3은 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망을 이용한 이미지 프로세싱의 과정을 보여주는 도면이다.

도 4는 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법의 흐름도를 보여주는 도면이다.

도 5 내지 도 7은 각각 MNIST와 FMNIST 데이터셋에 2개의 필터를 사용하여 다양한 모델의 top-1 정확도를 측정한 결과를 보여주는 도면이다.

도 8은 종래의 Vanilla-Train이 있는 양자 컨볼루션 신경망(Quantum Convolutional Neural Network)의 이미지 프로세싱 과정을 보여주는 도면이다.

도 9는 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 top-1 정확도와 유클리드 거리(Euclidean distance)의 상관 관계를 보여주는 도면이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0051] 본 발명의 이점 및 특징, 그리고 그것들을 달성하는 방법은 첨부되는 도면과 함께 상세하게 후술되어 있는 실시예들을 참조하면 명확해질 것이다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시예들에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시예들은 본 발명의 개시가 완전하도록 하고, 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이며, 본 발명은 청구항의 범주에 의해 정의될 뿐이다. 명세서 전체에 걸쳐 동일 참조 부호는 동일 구성 요소를 지칭한다.
- [0052] 본 명세서에서 기술하는 실시예들은 본 발명의 이상적인 예시도인 단면도 및/또는 평면도들을 참고하여 설명될 것이다. 도면들에 있어서, 구성들의 두께는 기술적 내용의 효과적인 설명을 위해 과장된 것이다. 따라서, 도면에서 예시된 구성들은 개략적인 속성을 가지며, 도면에서 예시된 구성들의 모양은 구성의 특정 형태를 예시하기 위한 것이며 발명의 범주를 제한하기 위한 것이 아니다. 본 명세서의 다양한 실시예들에서 제1, 제2, 제3 등의 용어가 다양한 구성요소들을 기술하기 위해서 사용되었지만, 이들 구성요소들이 이 같은 용어들에 의해서 한정되어서는 안 된다. 이들 용어들은 단지 어느 구성요소를 다른 구성요소와 구별시키기 위해서 사용되었을 뿐이다. 여기에 설명되고 예시되는 실시예들은 그것의 상보적인 실시예들도 포함한다.
- [0053] 본 명세서에서 사용된 용어는 실시예들을 설명하기 위한 것이며 본 발명을 제한하고자 하는 것은 아니다. 본 명세서에서, 단수형은 문구에서 특별히 언급하지 않는 한 복수형도 포함한다. 명세서에서 사용되는 "포함한다(comprises)" 및/또는 "포함하는(comprising)"은 언급된 구성요소, 단계, 동작 및/또는 소자에 하나 이상의 다른 구성요소, 단계, 동작 및/또는 소자의 존재 또는 추가를 배제하지 않는다.
- [0054] 다른 정의가 없다면, 본 명세서에서 사용되는 모든 용어(기술 및 과학적 용어를 포함)는 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 공통적으로 이해될 수 있는 의미로 사용될 수 있을 것이다. 또 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 용어들은 명백하게 특별히 정의되어 있지 않는 한 이상적으로 또는 과도하게 해석되지 않는다.
- [0055] 이하, 도면을 참조하여, 본 발명의 개념 및 이에 따른 실시예들에 대해 상세히 설명하기로 한다.
- [0056] 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치 및 구현 방법을 이용하여 불모의 고원(Barren Plateau)을 피하면서 필터의 확장성을 달성할 수 있다.
- [0057] 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치 및 구현 방법은 유한 필터를 사용하여 고유한 특징(feature)을 추출하기 위한 역 복원도 트레이닝(Reverse fidelity-train) 학습 알고리즘을 포함한다. 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망(scalable quantum convolutional neural network)은 기존 CNN(Convolutional Neural Network)과 같이 입력 데이터의 특징을 추출하기 위해 필터를 사용한다.
- [0058] 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치 및 구현 방법은 종래의 컨볼루션 신경망(CNN) 및 양자 컨볼루션 신경망(QCNN)과 달리 입력 데이터의 고유한 특징을 충분히 사용할 수 있다.
- [0059] 이에 본 발명은 양자 컴퓨팅의 성질을 활용하는 새로운 훈련 알고리즘, 역복원도 트레이닝(RF-Train :reverse fidelity-train) 알고리즘을 실행하는 것이 특징이다.
- [0060] 본원 발명에서 사용되는, 용어 '복원도(fidelity)'는 대각합 거리(trace distance)와 더불어 양자 상태 두개가 얼마나 비슷한지를 정량화하는 물리량이다. 양자 상태 ρ , σ 가 있을 때 두 상태의 양자 복원도 값은 다음과 같이 정의된다.

$$F(\rho, \sigma) = \text{tr} \sqrt{\rho^{1/2} \sigma \rho^{1/2}} \quad (1)$$

[0061]

[0062]

본원 발명에서 사용되는, 용어 '특징 맵(feature map)'은 입력 데이터를 필터가 순회하며 계산되는 합성곱으로 구성하는 행렬이다.

[0063]

본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망 구현 장치 및 구현 방법은 큐비트 특성을 활용한 양자 기계 학습을 기본 원리로 한다. 양자 기계 학습은 파라미터화된 양자 회로 (PQC: parameterized quantum circuit)을 최적화하여 목적을 달성하는 방법이며, 문제 설계에 집중하기 보다는 데이터와 레이블로 학습을 시키는 방법 중 하나이다. 시벤코 정리 (Universal Function Approximation Theorem)는 선형 연산과 활성화 함수가 존재할 때, 어떠한 연속함수를 근사한다는 정리이다. 양자 기계 학습의 인공 신경망 격인 변형 양자 회로는 모든 연산이 유니터리 연산 (Unitary Operation)이며, 모든 유니터리 연산은 선형 연산이고 또한, 양자 측정은 활성화 함수이기 때문에 시벤코 정리를 만족하며, 양자 딥러닝을 가능케 하였다.

[0064]

양자 딥러닝은 현재 지도 학습, 비지도 학습, 적대적 학습, 강화 학습, 연합 학습 등 다양한 알고리즘에 대해서 연구 되어 왔으며, 회로 단에서의 연구부터 다양한 애플리케이션에 이르기까지 주로 일반적으로 사용되는 신경망과 동일 파라미터 수를 사용하였을 때 양자 회로를 사용하였을 때 성능이 더 좋다는 점에 착안하여 접근하였다.

[0066]

도 1은 본 발명에 따른 역 복원도 트레이닝(Reverse fidelity-train) 학습 알고리즘을 실행하기 위한 장치의 개략도를 보여주는 도면이다.

[0067]

본 발명에 따른 역 복원도 트레이닝(Reverse fidelity-train) 학습 알고리즘을 실행하기 위한 장치(100)는 제1 양자화 필터(110), 복수의 제2 양자화 필터(130) 및 역 복원도 정규화기(Reverse fidelity regularizer)(150)를 포함한다.

[0068]

제1 양자화 필터(110)는 유한 수의 큐비트(qubit)를 갖고, 제1 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로(PQC)를 포함한다.

[0069]

제1 양자화 필터(110)는 게이트의 파라미터를 조절하여 큐비트의 상태를 변경한다.

[0070]

학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로(PQC)는 양자 컴퓨터와 고전 컴퓨터(classical computer)의 하이브리드 형태의 결합으로, 프리 파라미터(free parameter)를 가진 양자 회로를 학습 과정을 반복하여 최적화시킨다.

[0071]

학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로(PQC)는 양자 컴퓨터에서는 양자 연산을 수행하고, 고전 컴퓨터에서는 평가 및 최적화를 수행하는 하이브리드 방식으로 구동된다.

[0072]

학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로(PQC)는 학습을 반복하면서 주어진 입력 데이터에 따른 파라미터의 최적값을 찾는 과정과 양자 컴퓨터에 대한 여러 상태 과정의 두 단계를 동시에 해결하게 되는 것이 특징이다.

[0073]

복수의 제2 양자화 필터(130)는 두개 이상의 양자화 필터로서, 제1 양자화 필터와 동일한 큐비트의 수를 가지면서, 제2 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로를 포함하여 제1 양자화 필터에 대하여 확장 가능하게 (scalable) 구성된다.

[0074]

도 3에 도시된 바와 같이 복수의 제2 양자화 필터($(U_2(\theta)$ 내지 $(U_N(\theta))$)는 제1 양자화 필터($(U_1(\theta))$)에 대하여 병렬로 확장 가능하게 구성한다.

[0075]

역 복원도 정규화기(150)는 제1 양자화 필터(110)에 의해 추출된 특징(feature)과 제2 양자화 필터(130)에 의해 추출된 특징들 간의 유사도를 나타내는 복원도(fidelity)를 조정한다. 본 발명에서 역 복원도 정규화기(150)는 제1 양자화 필터(110) 및 제2 양자화 필터(130)와 공간적으로 동일한 위치에 구비되어야 하는 것은 아니다.

[0076]

도 2는 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 장치의 개략도를 보여주는 도면이다.

[0077]

본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 장치(200)는 양자 컨볼루션 계층 연산부(210), 풀링 계층 연산부(pooling layer operating unit)(230) 및 완전 연결 계층 연산부(fully-connected layer operation unit)(250)를 포함한다.

- [0078] 양자 컨볼루션 계층 연산부(210)는 양자 컨볼루션 신경망의 제1 은닉 계층인 양자 컨볼루션 계층을 실행하여 특징 맵(feature map)을 생성한다.
- [0079] 양자 컨볼루션 계층 연산부(210)는 도 1를 참조하여 설명한 제1 양자화 필터(110), 복수의 제2 양자화 필터(130) 및 역 복원도 정규화기(150)에 추가하여 인코더(encoder)(211), 측정부(measurement)(213)을 포함한다.
- [0080] 인코더(211)는 입력 데이터를 큐비트(qubit)의 양자 상태로 표현한다. 종래의 신경망에서는 요구되지 않는 컴포넌트로서, 양자 컨볼루션 신경망에서 요구되는 컴포넌트이다. 입력 이미지의 픽셀 데이터는 임베딩에 의해 벡터 형태를 취할 수 있다.
- [0081] 인코더는 픽셀 데이터를 나타내는 벡터(vector)에 대하여 각도 인코딩을 수행하여 큐비트로 인코딩한다.
- [0082] 측정부(decoder)(213)는 제1 양자화 필터(110) 및 제2 양자화 필터(130)의 큐비트의 상태를 측정하여 복수의 특징(feature)을 추출한다.
- [0083] 제1 양자화 필터(210) 및 복수의 제2 양자화 필터(130)는 간단히 요약하면 입력 데이터에 양자 회로 기반 양자화 필터를 적용해 일정 간격으로 이동해 가며 이미지 특징이 부각될 수 있는 특징 맵을 획득하는 기능을 수행한다. 특징 맵은 필터에 따라 부각되는 특징이 달라진다.
- [0084] 간단한 예를 들어, 입력 데이터에 수평 성분을 통과시키는 수평 필터를 사용하면 수평 성분이 강조되는 특징이 도출되고, 수직 성분을 통과시키는 수직 필터를 사용하면 수직 성분이 강조되는 특징이 도출되는 것이다.
- [0085] 풀링 계층 연산부(pooling layer operating unit)(230)는 특징 맵의 차원을 감소시킨다. 풀링 계층 연산부는 양자 컨볼루션 신경망의 제2 은닉 계층인 풀링 계층을 실행한다.
- [0086] 풀링 계층 연산부(230)는 서브 샘플링을 이용해 특징 맵의 크기를 줄이고, 위치나 이동에 좀 더 강한 성질을 갖는 특징을 추출한다.
- [0087] 풀링 계층 연산부(230)는 특징 맵의 행렬 구조를 1차원 벡터로 변환하는 평탄화(flattening) 연산부(231)를 포함한다.
- [0088] 도 2에서 역 복원도 정규화기(150)는 양자 컨볼루션 계층 연산부(210)와 풀링 계층 연산부(pooling layer operating unit)(230)의 사이에 별도로 배치될 수도 있다. 도 2에서의 역 복원도 정규화기(150)는 본원 발명의 역 복원도 트레이닝(Reverse fidelity-train) 학습 알고리즘을 실행하는 장치를 개념적으로 설명하기 위해 함께 도시한 것으로 공간적으로 반드시 동일한 위치에 배치되어야 함을 나타내는 것은 아니다.
- [0089] 도 2에서 역 복원도 정규화기(150)는 복원도 조절의 제 기능 수행을 위해 최적의 위치에 배치될 수 있음은 당업자에게 자명하다.
- [0090] 완전 연결 계층 연산부(fully-connected layer operation unit)(250)는 입력 이미지의 분류를 수행한다. 완전 연결 계층 연산부(250)는 양자 컨볼루션 신경망의 제3 은닉 계층인 완전 연결 계층을 실행한다. 완전 연결 계층 연산부(250)는 이미지 속의 객체가 개인지 고양이인지를 분류하는 프로세스를 수행한다. 완전 연결 계층은 이전 계층의 모든 노드가 다음 계층의 모든 노드에 연결된 계층을 말한다.
- [0091] 완전 연결 계층의 완전 연결 되었다는 뜻은 한 계층의 모든 뉴런이 다음 계층의 모든 뉴런과 연결된 상태를 말한다. 1차원 배열의 형태로 평탄화된 행렬을 통해 이미지를 분류하는데 사용되는 계층이다.
- [0093] 도 3은 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망을 이용한 이미지 프로세싱의 과정을 보여주는 도면이다.
- [0094] 양자 딥러닝은 기본적으로 양자 컴퓨팅의 기본 유닛인 큐비트 (Qubit)의 변환 연산을 통하여 이루어진다. 양자 딥러닝은 도 3에 도시된 바와 같이, 컨볼루션 계층, 풀링 계층 및 완전 연결 계층을 포함한다.
- [0095] 컨볼루션 계층은 인코딩(Encoding), 양자 회로 내에서의 변환 연산, 측정(Measurement)을 포함한다. 측정을 수행하여 특징 맵을 도출하는 것으로 도 2에서 설명된 측정부의 동작 프로세스가 측정(measremnet)에 대응된다.
- [0096] 인코딩 단계에서는 기존의 컴퓨팅에서 사용되는 비트(Bit)로 이루어진 데이터를 양자의 큐비트의 상태(State)로 치환하는 과정이 이루어진다. 대표적으로, 기저 인코딩(Basis Encoding), 각 인코딩(Angle Encoding) 등 인코딩 방법을 통하여 데이터를 인코딩한다.

[0097] 양자 딥러닝을 실제 상용화하기 위해서 크게 두 가지 접근 방법이 고려되고 있다.

[0098] 첫째는 파라미터화된 양자 회로(PQC)의 측정 이후 나온 비트 데이터를 그대로 사용하는 양자 딥러닝 모델이다. 이 경우, 양자 컴퓨터만을 사용하여 학습 및 추론 가능하여 그 활용성이 뛰어나지만, 측정단에서 얻을 수 있는 비트 데이터가 한정적이기에 다중 분류 모델 (Multi-class Classification)에 사용하기 위해서는 극복해야만 하는 제약이 존재한다.

[0099] 둘째는 측정 이후 나온 비트 데이터에 인공신경망의 완전 연결 계층 (FCN: Fully Connected Layer)를 연결하여 사용하는 하이브리드 양자 모델이다. 이는 완전 연결 계층을 사용함으로써, 다중 분류 모델 등을 사용할 수 있지만, 양자 컴퓨팅의 연산 상에 얻을 수 있는 장점을 최대한으로 이끌 수 없다는 제약이 존재한다.

[0100] 이와 같은 PQC 기반 양자 딥러닝을 학습하기 위해서는 불모의 고원(Barren Plateaus)을 해결해야 한다. 큐비트가 지수적인 정보를 포함하고 있기에, PQC 내의 큐비트의 개수 증가는 병목 현상을 일으켜, 양자 딥러닝 모델의 학습을 방해하는 요소로 작용한다.

[0101] 도 3은 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망을 이용한 이미지 프로세싱의 과정을 보여준다. 양자 컨볼루션 신경망에서 각 픽셀 데이터는 각 큐비트로 인코딩된다. 특징 추출 후, PQC(parameterized quantum circuit)의 각 큐비트의 측정값에 해당하는 특징을 획득할 수 있다. 이 과정에서 추출된 특징의 수는 PQC의 큐비트 수와 같으며, 이는 커널의 크기와 같다. 본 발명에서 양자화 필터와 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자회로(PQC)와 혼용되어 사용될 수 있다.

[0102] 단일 양자 변형 계층과 길이가 M인 정사각형 필터를 가정한다. 이 경우 양자 컨볼루션 신경망을 통해 추출된 특

$$n_q = M^2$$

징의 수(즉, 채널 수와 동일)는 로 고정된다. 여기서 n_q 는 필터의 큐비트의 수이다. 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망(sQCNN)은 필터 수를 증가시킬 수 있다.

[0103] 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망은 필터 수의 증가가 단일 필터의 큐비트 증가를 능가한다.

[0104] 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망은 필터의 수를 증가시켜 불모의 고원(barren plateaus)을 경험하지 않는다.

[0105] 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망은 다중 필터를 사용하며 이를 통해 확장 가능한 양자 컨볼루션 신

$$n_f n_q$$

경망이 추출된 특징(feature)의 수를 증가시킬 수 있다. 특징(feature)의 수는 로 표시되며, 여기서 n_f 는 필터의 수이다. 구체적으로 제1 양자화 필터(110) 및 제2 양자화 필터(130)에 의해 추출되는 특징(feature)들의 수는 제1 양자화 필터(110) 및 제2 양자화 필터(130)의 총 개수에 큐비트의 수를 곱하여 획득된다.

[0106] 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망은 역 복원도 트레이닝(Reverse fidelity-train) 학습 알고리즘을 새롭게 제안하는 것이 특징이다.

[0107] 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망(sQCNN)은 특징의 수를 조정하고 각 PQC 기반 양자화 필터를 이용하여 일련의 특징들을 측정할 수 있으므로 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 아키텍처 이점을 최대한 활용할 수 있다.

[0108] 본 발명의 역 복원도 트레이닝(Reverse fidelity train) 학습 알고리즘은 양자 컴퓨팅 이론의 복원도에 기초한다. 역 복원도 트레이닝에는 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 양자화 필터 간의 복원도를 조정하는 RF 정규화가 포함되어 있다.

[0109] 복원도는 두 양자 상태 간의 유사성 메트릭인 양자 컴퓨팅의 특성이다. 본 발명에서는 단일 PQC의 큐비트 수가 아닌 필터 수를 늘려 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망을 확장하기 때문에 복원도를 측정할 수 있다. 두 개의 필터가 각각 출력 상태 $|\psi_i\rangle$ 및 $|\psi_v\rangle$ 를 갖는다고 가정한다.

$$\Phi(\rho_i, \rho_v) = |\langle \psi_i | \psi_v \rangle|^2$$

두 양자화 필터 간의 복원도는 로 표시되며, 여기서 $\rho_i = |\psi_i\rangle\langle\psi_i|$ 및 $\rho_v = |\psi_v\rangle\langle\psi_v|$ 이다. 두 양자 변형 필터 간의 유사도가 증가하면 복원도가 1로 수렴된다.

[0111] 반면에 두 필터 간의 유사도가 감소하면 복원도가 0으로 수렴되어 1번째 필터가 1'번째 필터를 따르지 않음을

나타낸다. 본 발명은 양자 변형 필터의 출력 상태 사이의 복원도 감소가 다양한 고유 특징의 추출을 가능하게 한다.

본 발명의 역 복원도 정규화기(RF regularizer)를 수학적 (2)와 같이 정의된다 :

$$\mathcal{L}_{\mathcal{RF}} = 1 - \frac{1}{L(L-1)} \sum_{l=1}^L \sum_{l' \neq l}^L \Phi(\psi_{q_l}, \psi_{q_{l'}}), \quad (2)$$

여기서 L은 필터 수이다. 역 복원도 정규화기를 사용하여 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 훈련 절차는 아래의 알고리즘 1에 설명되어 있다. 파라미터(x, y)는 각각 입력 데이터와 레이블로 표시된다. 크로스 엔트로피는 수학적 (3)과 같이 채택된다:

$$\mathcal{L}_{\mathcal{CE}} = -\frac{1}{C} \sum_{c=1}^C \log p(y_{pred} = y_c | \mathbf{x}), \quad (3)$$

여기서 C는 클래스 수를 나타낸다. y_{pred} 와 y_c 는 각각 예측 클래스와 실제 클래스이다. 결과적으로, 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 총 손실은 수학적 (4)와 같이 설계된다.

$$\mathcal{L}_{total} = \frac{1}{|\zeta|} \sum_{(x,y) \in \zeta} [\mathcal{L}_{\mathcal{CE}} - \lambda \mathcal{L}_{\mathcal{RF}}], \quad (4)$$

여기서, ζ 및 λ 는 각각 미니 배치(mini batch) 및 역 복원도 정규화기 파라미터를 나타낸다.

Algorithm 1: Reverse Fidelity Train (RF-Train)

```

1 Initialization. sQCNN parameters,  $w$ ;
2 for  $e = \{1, 2, \dots, E\}$  do
3   for  $(x, y) \in \zeta^k$  do
4     for  $l, l' \in \{1, 2, \dots, L-1\}$  do
5       Get features with  $l$ -th and  $l'$ -th filter;
6       Calculate  $\mathcal{L}_{\mathcal{RF}}$ ;
7       Calculate loss gradients;
8     Calculate  $\mathcal{L}_e^k \leftarrow \mathcal{L}_{total}$ ;
9      $\theta_{e+1}^k \leftarrow \theta_e^k - \eta_e \nabla_{\theta_e^k} \mathcal{L}_e^k$ ;
```

도 4는 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법의 흐름도를 보여주는 도면이다.

본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법은 인코더(encoder)(211)를 이용하여 입력 데이터를 유한 수의 큐비트(qubit)로 인코딩하는 단계(S410)를 포함한다. S410에서의 인코딩하는 단계는 픽셀 데이터를 나타내는 벡터(vector)에 대하여 각도 인코딩을 수행하여 큐비트로 인코딩한다.

본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법은 유한 수의 큐비트(qubit)를 갖고, 제1 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로(PQC)를 포함하는 제1 양자화 필터(110)에 대하여 제1 양자화 필터와 동일한 큐비트의 수를 가지면서, 제2 학습 가능한 파라미터를 갖는 양자 회로를 포함하는 복수의 제2 양자화 필터(130)를 확장 가능하게(scalable) 구성되는 단계(S430)를 포함한다.

본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법은 측정부(measurement)(213)를 이용하여 제1 양자화 필터(110) 및 제2 양자화 필터(130)의 양자 회로의 큐비트의 상태를 측정하여 복수의 특징들(feature)을 추출하는 단계(S450)를 포함한다.

본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 구현 방법은 역 복원도 정규화기(Reverse fidelity regularizer)(150)를 이용하여 제1 양자화 필터(110)에 의해 추출된 특징(feature)과 제2 양자화 필터(130)에

의해 추출된 특징들 간의 유사도를 나타내는 복원도(fidelity)를 조정하는 단계(S470)를 포함한다.

- [0126] 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망은 제1 양자화 필터와 제2 양자화 필터 간의 복원도는 추출된 특징들 사이의 유클리드 거리(Euclidean distance)를 증가시키는 방향으로 조정된다.
- [0127] 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망은 제1 양자화 필터 및 제2 양자화 필터에 의해 추출되는 특징(feature)들의 수는 제1 양자화 필터 및 제2 양자화 필터의 총 개수에 큐비트의 수를 곱하여 획득된다.
- [0128] 본 발명에 따른 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망은 인코더는 입력 데이터에 대하여 각도 인코딩을 수행하여 큐비트로 인코딩된다.
- [0130] 도 5 내지 도 7은 각각 MNIST와 FMNIST 데이터셋에 2개의 필터를 사용하여 다양한 모델의 top-1 정확도를 측정 한 결과를 보여주는 도면이다.
- [0131] 도 5 내지 도 7은 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 인공 신경망의 성능을 보여주는 도면이다. 도 5와 도 7은 각각 MNIST와 FMNIST 데이터셋에 2개의 필터를 사용하여 다양한 모델의 top-1 정확도를 도시한 것이다. 아키텍처 관점에서 분석하면 도 5와 도 7 둘 모두에서 본 발명의 역 복원도 트레인(Reverse fidelity-train) 학습 알고리즘을 실행하는 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망이 기존 양자 컨볼루션 신경망보다 성능이 우수함을 알 수 있다. 역 복원도 정규화기(Reverse fidelity regularizer)(150)의 파라미터 λ 가 증가하면 유한한 필터 수 n_f ($n_f = 2$)를 갖는 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 인공 신경망의 성능이 향상됨을 알 수 있다. 역 복원도 정규화기(150)의 파라미터($\lambda = 0.5$)가 높은 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망은 역 복원도 트레인($\lambda=0$)을 사용하지 않는 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망보다 16% 더 높은 top-1 정확도를 달성하는 것을 보여준다. 여기에서 역 복원도 트레인(Reverse fidelity-train) 학습 알고리즘으로 필터를 다양화함으로써 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 성능을 향상시킬 수 있음을 확인하였다.
- [0133] 도 6은 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 확장성을 보여주는 도면이다. 종래의 양자 컨볼루션 신경망(QCNN : quantum convolutional neural network)에서 Top-1 정확도는 필터의 큐비트 수가 증가함에 따라 크게 감소한다. 도 6에서 큐비트의 수가 8에서 16으로 증가함에 따라 양자 컨볼루션 신경망의 성능은 약 30% 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 양자 컨볼루션 신경망과 달리 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망(sQCNN : scalable quantum convolutional neural network)은 필터 수가 증가할 때 안정적인 성능을 보인다. 도 6의 결과에서 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 확장성이 하나의 입력 채널을 가진 단순한 MNIST(Modified National Institute of Standards and Technology database) 및 FMNIST 데이터 뿐만 아니라 많은 수의 필터가 필요한 여러 작업에서 중요한 특성이 될 수 있음을 확인할 수 있다.
- [0135] 도 8은 종래의 Vanilla-Train이 있는 양자 컨볼루션 신경망(Quantum Convolutional Neural Network)의 이미지 프로세싱 과정을 보여주는 도면이다.
- [0136] 종래의 컨볼루션 신경망(CNN)은 컨볼루션 계층, 풀링 계층, 완전 연결 계층으로 구성된다.
- [0137] **컨볼루션 계층.**
- [0138] 컨볼루션 계층에서 입력 데이터는 필터(filter) 세트에 의해 컨볼루션된다. 각각의 필터는 입력 데이터의 고유한 특징을 추출하도록 설계된다. 이 전통적인 컨볼루션 신경망에서 각 계층의 계산 경과 시간을 고려하여 필터 수를 조정할 수 있다. 출력을 이 컨볼루션 계층의 특징 맵이라고 한다.
- [0139] **풀링 계층.**
- [0140] 풀링 계층에서는 컨볼루션된 데이터에 대해 차원 축소가 수행된다. 이 절차는 다음 컨볼루션 계층에서 계산 시간을 줄이기 때문에 필수적이다. 또한 컨볼루션 신경망에 작은 번역에 대한 불변 표현을 학습하는 기능을 제공한다.
- [0141] **완전히 연결된 계층.**
- [0142] 컨볼루션 계층과 풀링 계층의 계산 절차 후에 입력 데이터에 대해 완전 연결 계층을 수행하면 모델이 초기 입력

이 해당 클래스에 속할 확률을 얻을 수 있다.

[0144] 종래의 컨볼루션 신경망(CNN)에 대비하여 양자 컨볼루션 신경망(QCNN)은 컨볼루션 필터로 양자 회로를 사용하는 다차원 벡터용 컨볼루션 신경망의 새로운 디자인이다.

[0145] 제한된 수의 큐비트로 양자 상태 중첩에 대한 대규모 신경망(NN)의 역할을 모방하도록 설계되었다.

[0146] 양자 컨볼루션 신경망이 컨볼루션 신경망처럼 동작하도록 하려면 양자 회로에서 공간 정보를 적절히 처리해야 한다. 양자화 필터는 공간 정보를 활용하는 주요 방법이다. 양자화 필터는 인코더, 파라미터화된 양자 회로(PQC) 및 측정의 세 가지 구성 요소로 구성된다. 훈련 가능한 파라미터로 필터를 설계함으로써 양자 변형 필터는 기존 컨볼루션 신경망에서 필터의 확장으로 간주될 수 있다. 양자화 필터의 아키텍처는 도 8에 도시되어 있다.

[0147] **인코더.** 양자화 필터의 인코더는 고전적인 정보 x 를 큐비트의 상태 정보로 인코딩한다. 많은 인코딩 전략, 즉 기본 인코딩, 진폭 인코딩 및 각도 인코딩이 있다. 각도 인코딩에서 상태는 수식(5)와 같이 표시된다.

$$|\psi_x\rangle = \prod_{m=0}^{\lceil \text{size}(x)/n_q \rceil} U(\theta_m)U(x_{n_q m:n_q(m+1)})|0\rangle^{n_q} \quad (5)$$

[0149] 여기서 $U(\theta_m)$ 은 m 번째 재업로드된 입력 집합의 회전 게이트이고, n_q 는 PQC의 큐비트 수이다. 크기(x) 및 $x_{n_q m:n_q(m+1)}$ 는 각각 입력 벡터 x 의 벡터 크기와 첫 번째 $n_q \cdot m \sim n_q \cdot (m+1)$ 요소로 구성된 벡터를 나타낸다. 본 발명에서는 각도 인코딩 전략을 사용하여 필터의 상태를 인코딩한다.

[0150] **파라미터화된 양자 회로(PQC).**

[0151] 보편 근사 정리와 마찬가지로 작은 오차 내에서 최적의 목적 함수를 나타낼 수 있는 PQC(parameterized quantum circuit)가 항상 존재한다. 따라서 양자 컨볼루션 신경망은 학습 가능한 파라미터가 있는 PQC를 필터로 사용하고 각 데이터 기반 작업에 따라 필터를 학습할 것을 제안한다. 연쇄 규칙과 파라미터 이동 규칙을 사용하여 PQC의 출력에 대한 손실 함수의 도함수를 작성할 수 있다.

[0152] **측정.** 양자 컨볼루션 신경망의 측정 절차는 QML(quantum machine learning)과 동일하다. PQC, $|\psi_i\rangle$ 에 대한 교역 후 각 n -큐비트 필터의 출력 상태는 직교 세트, 즉 $M_i M_j = 0$ 을 형성하는 프로젝션 행렬 M_i 세트로 측정할 수 있다. 여기서 $i \neq j$ 이다.

[0153] 집합이 요구 사항 $\sum_i M_i = 1$ 을 충족하면 모든 관측 가능한 M 은 스펙트럼 분해 $M = \sum_i \lambda_i M_i$ 를 갖는다. 가능한 결과는 M 의 고유값 λ_i 에 해당한다. 본 발명에서는 측정 연산자 $M = I^{\otimes n-1} \otimes Z$ 를 사용한다. 여기서 I 는 단위 행렬을 나타내고 $Z = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}$ 이다. 측정값은 $\langle O \rangle = \langle \psi_i | I^{\otimes n-1} \otimes Z | \psi_i \rangle$ 로 표시된다. FCN에서 측정값 $\langle O \rangle$ 를 풀링하고 완전히 연결함으로써 양자 컨볼루션 신경망은 이미지 클래스를 분류할 수 있다.

[0155] 도 9는 본 발명의 확장 가능한 양자 컨볼루션 신경망의 top-1 정확도와 유클리드 거리(Euclidean distance)의 상관 관계를 보여주는 도면이다.

[0156] 도 9를 참조하여 역 복원도 정규화기(Reverse fidelity regularizer)의 파라미터 λ 가 이미지 분류 성능에 미치는 영향을 보여준다.

[0157] 본 발명의 역 복원도 트레이닝(Reverse fidelity-train) 학습 알고리즘은 추출된 특징 사이의 유클리드 거리를 증가시키는 것을 확인할 수 있다. 이러한 특징 간의 다양성이 확장 가능한 양자 컨볼루션 인공 신경망(sQCNN)의 분류 작업 성능을 향상시킨다는 것을 확인할 수 있다.

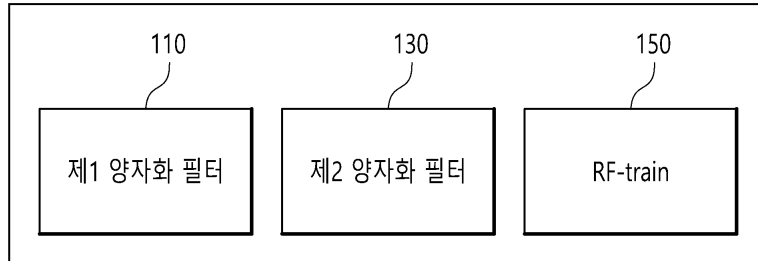
[0158]

이상에서는 본 발명의 바람직한 실시예에 대하여 도시하고 설명하였지만, 본 발명은 상술한 특정의 실시예에 한정되지 아니하며, 특허청구범위에서 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.

도면

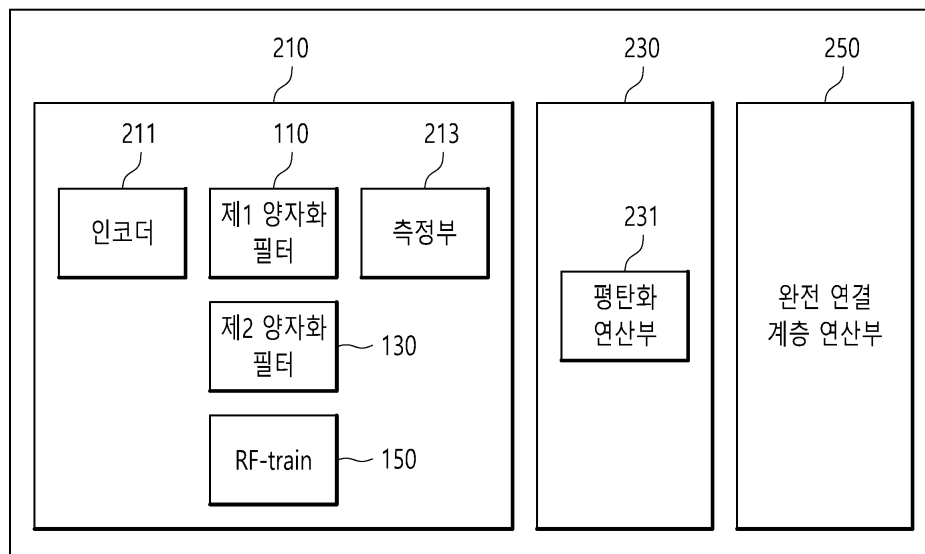
도면1

100

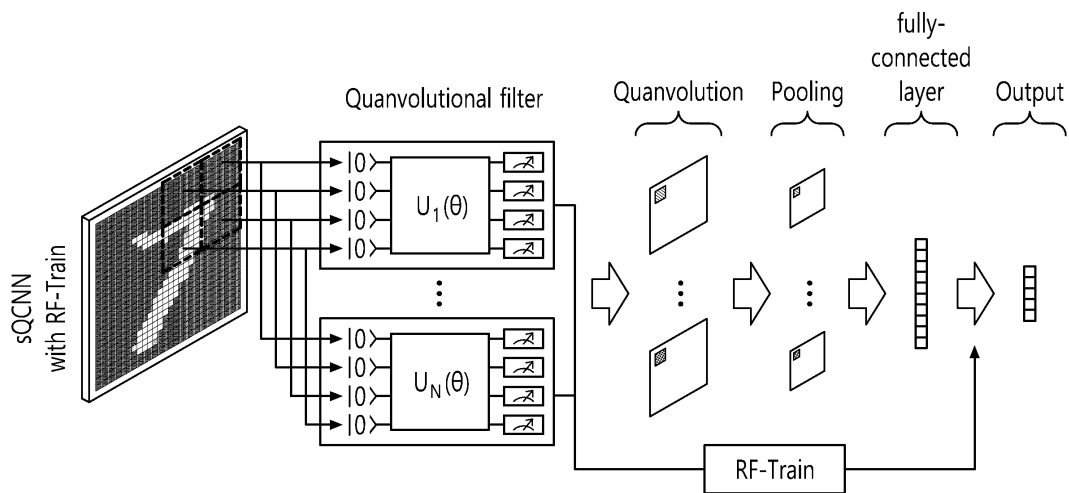


도면2

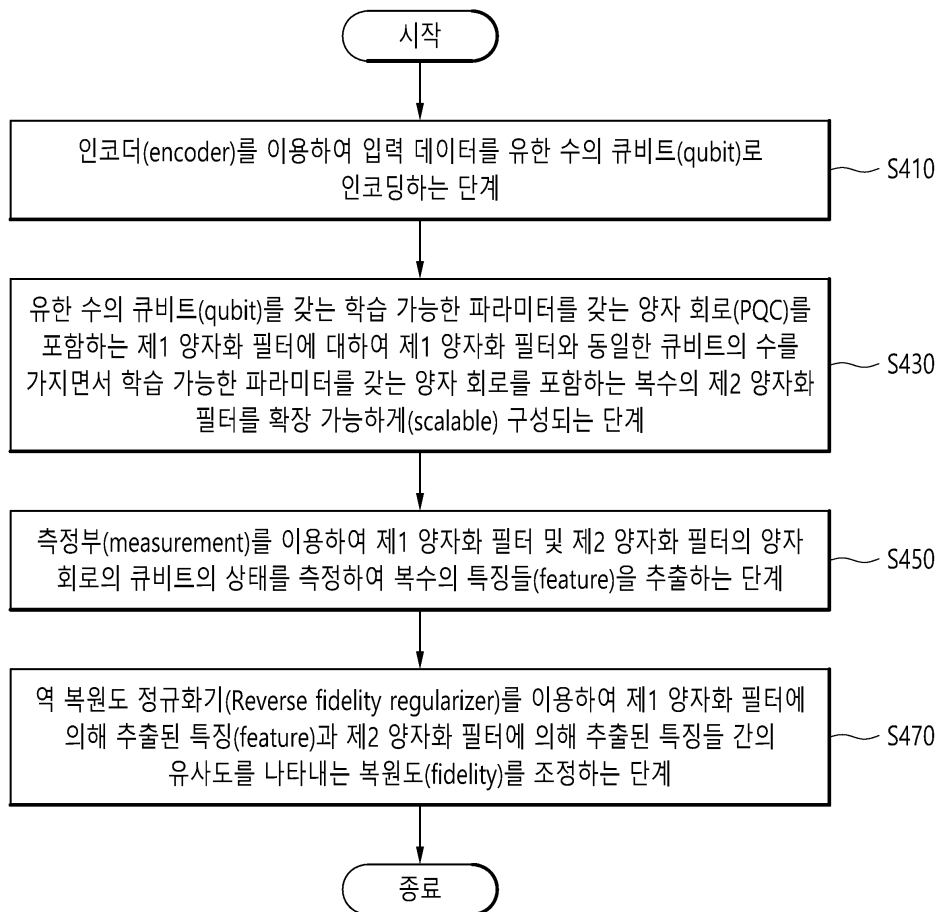
200



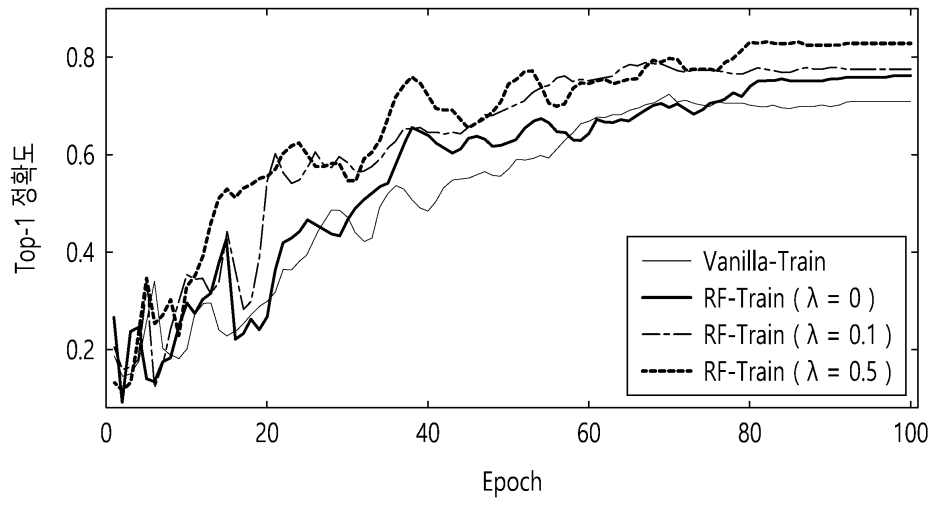
도면3



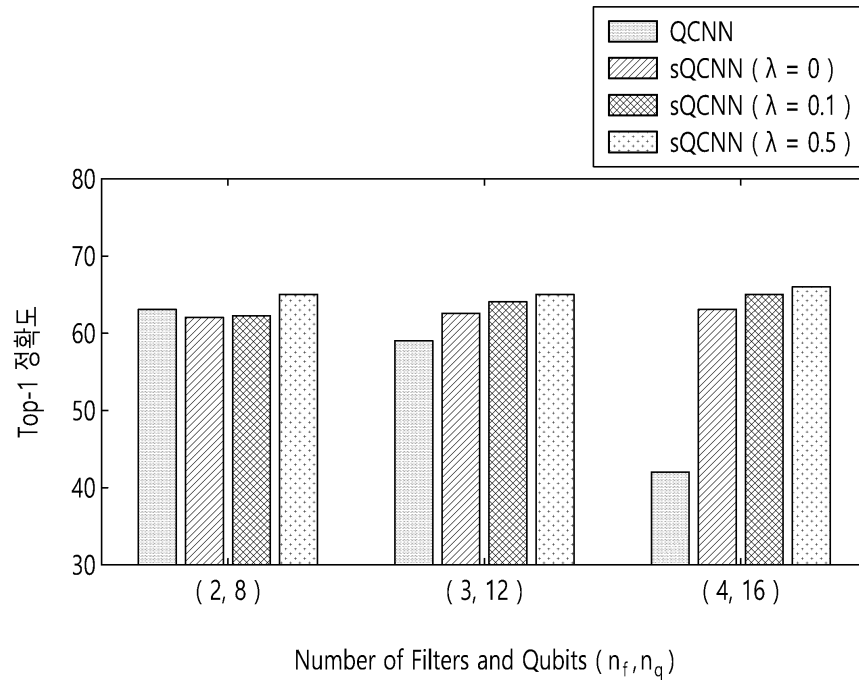
도면4



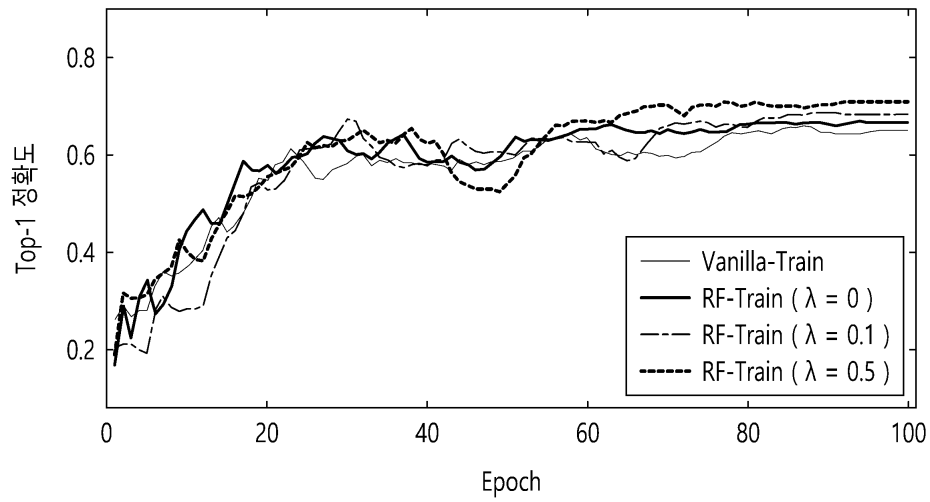
도면5



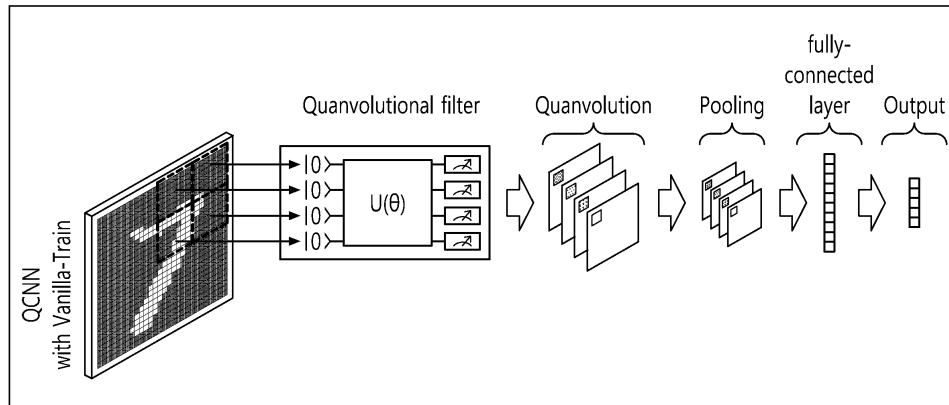
도면6



도면7



도면8



종래 기술

도면9

Metric	RF-Train		
	$\lambda = 0$	$\lambda = 0.1$	$\lambda = 0.5$
Top-1 정확도 (%)	76	78	82
유클리드 거리 ($\times 10^{-2}$)	0.4	0.7	1.1