

딥 러닝의 새로운 시대 : CNN에서 QCNN 너머까지

(2023.07.06., 양자정보연구지원센터)

- 양자 신경망(CNN)에서 양자 컨볼루션 신경망(QCNN)으로 전환 연구
 - CNN(Convolutional Neural Networks)
 - 이미지 분류 및 분할, 객체 감지 등 컴퓨터 비전 작업 수행에 사용
 - Convolution은 입력 데이터에 대해 컨볼루션 레이어가 수행하는 수학적 연산, 모든 위치에서 커널과 입력 사이 내적 포함하는 출력은 ReLU(Rectified Linear Unit) 같은 비선형 활성화 함수 통해 공급
 - CNN은 예측 출력과 예상 출력 간 차이 측정하는 손실 함수 최소화에 도움되는 네트워크의 가중치와 편향 조정하는 그래디언트 기반 최적화 알고리즘인 역전파(backpropagation) 사용
 - QCNN(Quantum Convolutional Neural Networks), 기존 CNN에 적합한 양자 기술
 - 복잡한 계산 수행하기 위해 양자 역학적 속성을 활용하는 네트워크 유형, QCNN 모델 아키텍처에는 다양한 매개변수화된 양자 게이트로 구성되는 양자 회로 계층이 있음
 - 하이브리드 고전 양자 모델, 즉 변이 회로는 컨볼루션의 역할, 풀링 작업과 비용 함수의 최적화는 고전 컴퓨터에서 발생
 - qutrits, ququads 등 더 높은 수준의 양자 시스템도 가능, 새로운 QCNN 아키텍처에서 이미지에 유용한 정보 추출 가능
 - 사용 가능한 다양한 유형의 QCNN
 - Quantum-Inspired CNN: 양자 회로 깊이가 더 크며 양자 병렬성과 얽힘 활용하여 효율적인 성능 제공하기 위해 더 높은 큐비트 일관성 필요한 아키텍처
 - Quanvolutional Neural Networks: 이미지 픽셀 요소 간 대부분 관계를 캡처하는 CNN 아키텍처의 주요 부분으로, 양자 회로의 도

움으로 효율적인 컨볼루션 레이어 구축에 중점은 둠

○ CNN에 비해 QCNN의 이점

- 양자 컴퓨팅에서 Hilbert 공간을 사용함으로써 직접 상속됨
- 양자 병렬성(quantum parallelism): 양자 중첩 속성은 컴퓨터가 여러 큐비트를 함께 조작하고 제어하는데 도움이 되며 정확한 예측을 위해 큐비트 간 더 나은 상관 관계 생성에 도움
- 하이브리드 고전-양자 아키텍처(Hybrid classical-quantum architecture): 이를 통해 CNN 시스템의 가장 중요한 부분만 실행, 계산 비용이 많이 드는 다른 부분은 고전 컴퓨터가 수행할 수 있음
- 기하급수적 속도 향상(Exponential speedup): 계산을 위해 큰 힐버트 공간 활용, 복잡한 계산 실행에 유리한 속도 향상 제공할 수 있음
- 기능 추출(Feature extraction): 양자 컨볼루션 레이어는 양자 역학 원리의 존재로 인해 기존 CNN에 비해 더 나은 방식으로 데이터에서 정보 본질을 캡처할 수 있음

○ 결론, 도전과 미래

- 해결해야 할 과제: 잠재력 실현 및 실제 응용 프로그램 활용을 위해 인코딩 및 디코딩 포함한 데이터 표현, 도메인에 대한 새로운 양자 알고리즘 설계, 고전 컴퓨팅과 상호 운용성 측면
- 기술과 확장성을 더 큰 데이터 세트와 더 복잡한 모델에 얼마나 잘 통합할 수 있는가
- QCNN은 개발 초기 단계로, 양자 컴퓨팅은 오류 토렌트, 더 나은 오류 수정, 더 나은 알고리즘, 더 많은 수의 큐비트 가용성 측면에서 개선되고 있음
- QCNN은 약물 발견, 이미지 및 비디오 인식, 시뮬레이션 등 개선에 도움되는 기하급수적인 계산 속도 향상 제공하여, 인공지능 및 머신러닝 분야에서 중요한 역할

(원문)

1. <https://thequantuminsider.com/2023/06/13/a-new-era-of-deep-learning-from-cnns-to-qcnns-and-beyond/>