

고전–양자 하이브리드 컴퓨팅의 기술

이상민*

*한국과학기술정보연구원 국가슈퍼컴퓨팅본부 양자정보응용연구센터

e-mail: smlee@kisti.re.kr

Recent Advances and Trends in Hybrid Quantum–Classical Computing

Sang Min Lee*

*Center for Quantum Information R&D, Division of National Supercomputing, KISTI

요약

양자 컴퓨터의 뛰어난 병렬 연산 능력과 기존 컴퓨터의 정확한 제어 및 최적화 능력을 결합한 고전–양자 하이브리드 컴퓨팅(Hybrid Quantum–Classical Computing, HQCC)은, 아직 완전하지 못한 현재의 양자 컴퓨팅 시대(NISQ)의 기술적 한계에서 새로운 해결책으로 주목받고 있다. 이 논문에서는 HQCC의 핵심 원리 및 시스템이 어떻게 연결되고 작동하는지, 그리고 중요한 알고리즘들과 실제 적용 사례들을 자세히 살펴본다. 특히, 양자 연산 장치(Quantum Process Units, QPU)와 중앙 처리 장치(CPU)가 어떻게 함께 계산을 수행하는지, 그리고 클라우드를 이용한 양자 서비스의 현재 모습을 하드웨어 관점에서 심도 있게 분석한다. 소프트웨어 측면에서는 Qiskit, PennyLane, Cirq와 같은 주요 개발 도구들을 비교하며 설명한다. 또한, 변분 양자 고유값 알고리즘(Variational Quantum EigenSolver, VQE), 양자 근사 최적화 알고리즘(Quantum Approximation Optimization Algorithm, QAOA), 양자 커널 방법과 같은 대표적인 알고리즘이 고전 컴퓨터와 양자 컴퓨터 사이에서 어떻게 정보를 주고받으며 작동하는지에 대해 살펴본다. 그리고 양자 화학, 최적화, 기계 학습 등 여러 분야에서 HQCC가 어떻게 활용될 수 있는지 구체적인 예를 들어 살펴본다. 결론적으로, 하이브리드 컴퓨팅 방식의 효율성과 자동화 기술을 통해, 우리가 실질적인 양자 컴퓨팅 시대로 더욱 빠르게 다가갈 수 있을 것임을 보여준다.

1. 서론

지난 수십 년간 고전 컴퓨터는 계산 기술의 핵심 기반으로 과학 및 산업 분야의 수많은 문제를 해결해 왔다. 그러나 고차원 양자 시스템의 시뮬레이션, 조합 최적화, 기계 학습 등 일부 영역에서는 계산 복잡도가 지수적으로 증가함에 따라, 고전 컴퓨터로는 문제 해결이 어려운 상황이 발생한다. 이런 한계를 극복하고 계산 과학의 새로운 패러다임을 모색하기 위한 전략으로 양자 컴퓨팅(quantum computing)이 제안되었고, 이는 양자역학의 고유한 현상인 중첩(superposition)과 얹힘(entanglement)을 이용하여 기존 고전 컴퓨팅의 다양한 문제를 해결할 수 있는 가능성을 열었다.

그러나 현재 개발중인 양자 하드웨어는 여전히 노이즈가 많은 중간 규모의 양자 컴퓨터(Noisy Intermediate-Scale Quantum, NISQ) 수준(Fig. 1 참조)에 있으며, 큐비트 수의 제한, 큰 게이트 오류, 그리고 짧은 코하런스 시간(Coherence time) 등과 같은 물리적 제약 때문에, 신뢰성 높은 양자 회로를 기반으로 한 양자 알고리즘의 안정적인 실행이 어려운 상황이다[1]. 신뢰성이 높고 완전한 오류 수

정이 가능한 범용 양자 컴퓨터의 구현은 앞으로 수년 이상의 연구개발이 필요하다는 전망이 우세한 상황에서 연구자들은 보다 실용적인 대안으로서 고전–양자 하이브리드 컴퓨팅(Hybrid quantum–classical computing, HQCC)에 많은 관심을 가지고 있다[1].

HQCC는 고전 컴퓨터와 양자 프로세서(Quantum Process Units, QPU) 등의 연산 기능들을 상호 보완적으로 통합 활용하는 계산 구조를 갖는다. 고전 컴퓨터는 전체 계산의 파라미터 최적화, 알고리즘 제어, 그리고 결과 해석 등을 수행하고, 양자 프로세서는 주로 양자 상태의 준비와 측정, 그리고 기댓값 계산 등 계산량이 많은 부분을 담당한다. 이와 같은 반복적 고전–양자 루프는 고전적으로 계산이 어려운(계산 시간이 엄청 긴 경우 포함) 연산을 양자 장치에 할당하고, 최적화와 제어 등을 고전 시스템이 수행함으로써, 양자 하드웨어의 한계를 고려한 실용적인 접근법으로 작동한다(Fig. 2. 참조)[2, 3].



Fig. 1. Quantum computing in NISQ era.

HQCC의 계산 워크플로는 고전과 양자 프로세서에서 각각의 장점을 활용하여 구성된다. 실제 현재의 양자 하드웨어는 계산상의 오류가 많고 큐비스 수가 극히 제한적이기 때문에, 온전히 양자 하드웨어 기반으로 현실 세계의 문제를 해결하기에는 아직 실용적이지 않다. 대규모 논리 연산과 메모리 처리 등에 강점이 있는 고전 컴퓨터에 작업의 일부를 맡기고, 양자 병렬성과 얹힘의 이점을 활용한 작업은 양자 컴퓨터가 처리하도록 분배할 수 있다.

현재의 기술 수준에서는 양자 응용이 본질적으로 하이브리드 형태로 구현될 수밖에 없다[3]. 이는 양자 컴퓨터가 독립적인 계산 장치로 활용되기보다는 고전 컴퓨팅 시스템과 초고속 네트워크로 연결되어 연산 수행을 가속화하는 보조 프로세서로서의 역할을 갖는다. 이러한 하이브리드 활용 전략은 계산 오류가 심한 수십에서 수백 개 수준의 큐비트를 가진 양자 하드웨어를 제어하기에 효율적인 접근법이라 할 수 있다. 이처럼 작업을 분할 처리함으로써, 고전적 또는 양자적 접근만으로는 쉽게 해결할 수 없는 문제들을 해결할 수 있게 된다.

HQCC는 오늘날 양자 컴퓨터의 제한 한계와 제약을 극복하면서 양자 컴퓨터를 현실 계산 문제에 적용하기 위한 최선의 전략이며, 현재 양자 화학, 최적화, 기계 학습 등 다양한 분야로 점차 응용 영역이 확장되고 있다. 본 논문에서는 이러한 하이브리드 컴퓨팅 기술의 원리, 하드웨어 및 소프트웨어 구조, 대표적 알고리즘의 구성과 특성, 주요 응용 사례, 그리고 현재의 한계 등을 종합적으로 살펴보고, 마지막으로 향후 기술적 발전 방향에 대하여 논의하고자 한다.

2. 고전–양자 하이브리드 컴퓨팅

2.1 이론적 배경과 작동 원리

HQCC는 고전 컴퓨팅 프로세서와 양자 계산 장치를 상호 보완적으로 활용하여, 복잡하고 난해한 실제 문제를 효율적으로 해결하려는 양자 컴퓨팅 패러다임이다. 현재 상용화 초기 단계에 있는 양자 컴퓨터가 안고 있는 물리적 제약, 즉 큐비트 수의 제한, 높은 게이트 오류율, 짧은 코히런스 시간 등을

HYBRID QUANTUM-CLASSICAL COMPUTER

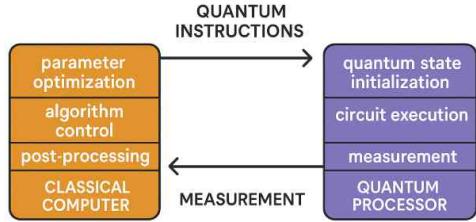


Fig. 2. Conceptual diagram for Hybrid Quantum-Classical Computer.

고려할 때, HQCC는 매우 현실적인 제안이라 할 수 있다. 특히 완벽한 계산 오류 보정이 불가능한 NISQ 시대에서 양자 장치의 기술적 한계 상황은 이러한 하이브리드 전략이 필수적이다[1].

HQCC의 작동 원리는 계산 문제를 고전적으로 처리할 부분과 양자적으로 계산할 부분을 분할하고, 각 부분의 계산을 반복적인 피드백 순환 구조로 연결하는 데 있다. 일반적으로 고전 컴퓨팅 시스템에서는 파라미터 초기화, 최적화 알고리즘 실행, 그리고 결과 해석 등 고전 컴퓨터의 강점을 살린 작업을 담당하고, 양자 연산 부분은 양자 상태 생성, 양자 회로 실행, 기댓값 계산 등의 작업을 수행한다[3]. 이와 같은 하이브리드 연산을 지원하는 대표적인 알고리즘으로 변분 양자 고유값 해석기(Variational Quantum Eigensolver, VQE)와 양자 근사 최적화 알고리즘(Quantum Approximate Optimization Algorithm, QAOA) 등이 있다[2, 4, 5, 11].

일반적으로 고전–양자 하이브리드 알고리즘은 다음과 같은 순환 구조를 갖는다: (1) 고전 컴퓨터에서 양자 회로의 파라미터를 설정한다. (2) 양자 시스템에서는 양자 회로를 통해 해당 파라미터로 상태를 생성 및 측정하고 기댓값을 계산한다. (3) 측정 결과를 바탕으로 고전 컴퓨터가 파라미터를 수정한다. (4) 수정된 파라미터로 다시 위 과정을 반복한다. 이런 순환 연산 구조는 고전과 양자 시스템의 상호작용으로 주어진 문제를 효율적으로 해결하게 되며 최적화 및 고유값 계산 등의 문제에서 실용적인 근사해를 제공한다.

HQCC는 고전적 컴퓨팅 시스템이 제공하는 계산상의 이점을 양자 컴퓨터 기술과 통합하여 실용적인 문제 해결을 가능하게 하는 중간 단계의 접근 방식이다. 이러한 방식은 양자 하드웨어의 발전과 함께 다양한 응용 분야로 확대되고 있으며, 향후 양자 정보 처리의 핵심 응용 기술로 자리매김할 것으로 기대된다.

2.2 하드웨어 및 소프트웨어

고전–양자 하이브리드 컴퓨팅은 고전 컴퓨팅 환경과 양자 프로세서를 긴밀하게 통합하여 구현된다. 현재 대부분의 양자 프로세서는 고전 컴퓨팅 시스템에 초고속 네트워크로 연결된 계산 보조 기기로써 활용되고 있다. 이는 GPU의 개념과 유사하며, 계산의 특정 부분을 QPU에 할당하고 결과를 고전 컴퓨터에서 통합하여 전체 계산을 수행하는 구조이다[7]. 주요 클라우드 양자 서비스인 IBM Quantum Experience, Amazon Braket 등은 양

자 프로세서에 접근할 수 있는 플랫폼을 제공하고 있다. 그러나 이 방식은 통신 지연의 문제로 인해, 고전 컴퓨터와 양자 프로세서가 실시간 정보 교환에 제한이 발생한다.

통신 지연 문제를 해결하기 위해서 고전과 양자 하드웨어를 동일한 공간에 배치하는 방법이 채택된다. 느슨한 통합 모델의 경우에는 동일한 데이터 센터 내에서 QPU와 고전 컴퓨팅 시스템을 동일 공간에 위치시켜 데이터 전송 지연을 줄이고, 긴밀한 통합 모델에서는 고속 인터커넥트를 사용하여 동일 노드 또는 고성능 컴퓨팅 클러스터 내에 QPU가 직접 연결된다[7]. 이러한 아키텍처는 하이브리드 알고리즘의 효율을 높여 실시간 파라미터 수정 및 동적 제어 등을 가능하게 한다.

하이브리드 알고리즘을 구현하고 양자 컴퓨팅 실험을 지원하기 위해 다양한 소프트웨어가 오픈소스 프레임워크 형태로 제공되고 있다. IBM의 Qiskit은 양자 회로 생성, 시뮬레이션, 그리고 실제 양자 장치 실행 등을 포괄하는 SDK로서, 파이썬 환경 내에서 고전-양자 하이브리드 연산을 손쉽게 구현할 수 있게 한다[8]. Qiskit Runtime 등은 양자 회로 실행과 고전 최적화를 클라우드 내에서 병렬로 수행할 수 있도록 지원함으로써, 기존보다 훨씬 빠른 하이브리드 루프 실행이 가능하게 되었다. Google의 Cirq는 NISQ 장치에 최적화되어 있으며 정밀한 회로 및 하드웨어 등의 제어가 가능하다[9]. PennyLane은 양자 기계 학습에 특화된 프레임워크로 양자 회로를 미분 가능 함수로 취급하여, 고전적 기계 학습 프레임워크를 하이브리드 모델에서 효율적으로 수행할 수 있게 해준다[10].

Table 1. Quantum SDK

SDK	vendor	characteristics
Qiskit	IBM	most widely used based on Python
Cirq	Google	circuit-centric and hardware-oriented
PennyLane	Xanadu	Quantum ML, Hybrid computing
Braket	AWS	Cloud-based with support for multiple hardware backends
Ocean	D-Wave	Problem solving based on quantum annealing

이러한 소프트웨어 도구들은 복잡한 알고리즘 설계나 하드웨어 사용 방법을 쉽게 만들어 주어, 연구자들이 더 쉽고 빠르게 실험이나 개발을 수행할 수 있도록 돕는다(Table 1 참조).

2.3 하이브리드 알고리즘

고전-양자 하이브리드 알고리즘은 일반적으로 파라미터화된 양자 회로를 반복적으로 실행하고 측정한 결과를 바탕으로, 고전 컴퓨팅 시스템에서 파라미터를 조정하는 구조로 설계되어 있다. 대표적으로 변분 양자 고유값 해석기(VQE), 양자 근사 최적화 알고리즘(QAOA), 그리고 양자 커널 기반 학습 방법 등이 있다.

2.3.1 VQE (Variational Quantum Eigensolver)

고전-양자 하이브리드 알고리즘의 대표적인 예인 VQE는 파라미터화된 양자 회로를 통해 시도 과동함수를 생성하고, 고전 최

적화 알고리즘을 통해 헤밀토니안의 기댓값을 반복적으로 최소화함으로써, 대상 시스템(예, 분자 등)의 최소 에너지 상태를 근사적으로 구하는 알고리즘이다[1]. VQE는 양자 다체 시스템의 바닥 상태 에너지 및 해당 상태를 찾기 위한 양자-고전 하이브리드 알고리즘으로, 현재의 NISQ 장치에서 구현에 유리하다. 이 알고리즘은 헤밀토니안을 큐비트 연산자로 인코딩한 후, 매개변수화된 양자 회로를 통해 양자 상태를 생성하고, 해당 상태에서 헤밀토니안의 에너지 기댓값을 측정한다. 이후 고전적인 최적화 알고리즘이 측정된 에너지 기댓값을 최소화하는 매개변수를 찾아, 바닥 상태 에너지의 근사값을 반복적으로 갱신해 나간다.

2.3.2 QAOA (Quantum Approximate Optimization Algorithm)

QAOA는 하이브리드 HQCC 환경에서 최적화 문제를 해결하기 위해 고안된 알고리즘으로 NISQ 장치에서 조합 최적화 문제의 근사해를 구하는 데 활용된다. 또한 QAOA는 주어진 문제를 양자 헤밀토니안이라는 수학적 표현으로 바꾸는 데에서 시작된다. 이후, 문제를 나타내는 헤밀토니안과 상태를 섞는 헤밀토니안의 연산을 번갈아 가며 적용하면, 양자 상태가 점점 최적의 해를 향해 바뀐다. 이런 과정을 거쳐 최적 상태를 추적하게 된다. 측정을 통해 양자 상태를 변경한 후, 여러 번의 측정을 통해 얻은 결과들의 평균값을 계산한다. 그 다음, 이 평균값이 최소화되도록 양자 회로의 조정 가능한 매개변수들을 고전적인 컴퓨터 알고리즘을 사용하여 점진적으로 변경하면서 최적의 값을 도출할 수 있다. 이 과정을 반복하여 주어진 최적화 문제에 대한 근사해를 얻을 수 있게 된다.

QAOA는 NISQ 장치에 적합하며 다양한 최적화 문제에 적용될 수 있다는 장점을 지닌다. 그러나 고전 알고리즘 대비 성능 우위가 불확실하고, 최적화 과정이 복잡하며, 잡음에 취약하다는 단점 또한 존재한다. 현재 QAOA 연구는 이러한 한계점을 극복하고 잠재력을 극대화하기 위해 다양한 방향으로 활발히 진행되고 있다. 주요 연구 분야는 다음과 같다: 이론적 성능 분석, 효율적인 최적화 전략 개발, 잡음 완화 기술 적용, 그리고 실제 양자 하드웨어 구현 등이다. 이러한 연구들은 QAOA가 미래 양자 컴퓨팅의 핵심 도구로서 그 잠재력을 계속 탐색하고 발전하는데 중요한 역할을 한다.

2.3.3 양자 커널 방법

양자 커널 알고리즘은 기계 학습에 양자 회로를 적용하여, 고전 데이터를 양자 양태로 변환한 후, 양자 상태들 간의 중첩을 계산하는 커널 함수를 활용한다. 이러한 방식은 데이터를 고차원 힐베르트 공간으로 매핑하여 선형적으로 분리될 가능성을 높인다. 이 때문에 고전적인 기계 학습 알고리즘으로 해결하기 어려운 복잡한 비선형 문제를 해결할 수 있게 되었다. 실제로 소규모 양자 실험에서 양자 커널 알고리즘을 채택한 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine, SVM)이 기존 방식보다 더 우수한 성능을 보인 사례도 보고되고 있다. 이는 양자 커널 알고리즘이 특정 기계 학습 작업에서 양자 우위(quantum advantage)를 제공할 잠재력을 가지고 있음을 시사한다.

이 외에도 양자 신경망(Quantum Neural Networks), 양자 시계열 시뮬레이션(Quantum Time-Series Simulations), 양자 생성 모델(Quantum Generative Models) 등 HQCC에서 활용 가능한 알고리즘들이 활발히 연구되고 있다. 이러한 알고리즘은 양자 회로의 뛰어난 성능에 기준 최적화 기법을 결합한 방식으로 설계되었다. 이는 현재 실험적 수준의 양자 컴퓨터에서도 구현이 가능하며, 양자 기술이 실제 산업에 더 빨리 적용될 가능성은 높아는데 기여할 수 있다.

3. 응용 사례 분석

3.1 양자 화학

양자 화학은 슈뢰딩거 방정식을 정확하게 푸는 데 필요한 계산 자원량이 전자 또는 오비탈 수에 따라 기하급수적으로 증가하기 때문에, 계산 과학 분야의 대표적인 난제로 알려져 있다. 분자의 분자량이 커질수록 전자 구조를 높은 정밀도로 시뮬레이션하는 것은 고전 컴퓨터로는 사실상 불가능하다. 이러한 문제는 신약 개발, 촉매 설계, 신소재 탐색 등 재료 과학 분야에서 도전 과제로 간주된다. 양자 컴퓨터는 이러한 문제들을 양자 상태로 직접 표현할 수 있는 능력을 갖추고 있어 이론적으로는 이 난제를 해결할 수 있는 잠재력을 지닌다. 하지만 현재의 양자 장치는 NISQ(잡음이 많고 중간 규모의 양자 장치) 기기로, 완전한 오류 보정 기능이 없고 디코하던스, 게이트 오류, 제한된 큐비트 수 등의 제약을 갖는다. 따라서 이러한 하드웨어 성능과 화학적 복잡성 사이의 격차를 해소하기 위해 HQCC(하이브리드 양자-고전 컴퓨팅)가 실용적인 해결 방안으로 주목받고 있다.

HQCC의 응용 분야로 양자화학이 적용되고 있으며 이 과정에 VQE 알고리즘이 활용된다. VQE를 기반으로 파라미터화된 양자 회로를 이용해서 시도(試圖) 파동함수를 생성하고, 이 상태에 대해 해밀토니안의 기댓값을 측정한다. 그리고 고전 컴퓨터에서 최적화 알고리즘을 사용하여 파라미터를 반복적으로 수정함으로써 에너지를 최소화한다. 이처럼 VQE는 양자 프로세서가 상태 준비 및 측정을 담당하고, 고전 프로세서는 최적화를 수행하는 하이브리드 구조를 갖는 NIQS 시대의 하드웨어에 적합한 알고리즈다.

수십 개 이하의 큐비트를 이용하는 양자 장치에 VQE 알고리즘을 적용하여 수소(H_2), 수소화 리튬(LiH), 수소화 베릴륨(BeH_2) 등의 분자량이 작은 분자를 대상으로 바닥 상태 에너지를 화학적 정확도 내에서 측정하는 실험을 성공적으로 수행하였다. 그리고 IBM Qiskit Runtime, Amazon Braket Hybrid Jobs 등의 클라우드 기반 하이브리드 프레임워크는 실제 양자 하드웨어에서 하이브리드 알고리즘을 활용하여 양자 화학 실험을 실행할 수 있는 실용적인 환경을 제공한다.

양자 화학은 HQCC의 대표적인 응용 사례이다. 현재까지 성공적인 실험은 비교적 분자량이 작은 소규모 분자에 한정되었지만, 이는 재료 및 화학 분야에서 양자 컴퓨팅의 양자 우위 달성을 위한 중요한 이정표로 평가받고 있다. 양자 하드웨어와 하이브리드 알고리즘이 함께 발전함에 따라, 양자 화학은 앞으로도 NISQ 시

대에 양자 계산 분야의 응용에 최전선에 위치할 것으로 기대된다.

3.2 최적화

최적화는 물류, 금융, 재료 과학, 설계 공학, 인공지능을 포함한 다양한 과학, 공학 및 산업 분야에서 핵심적인 역할을 수행하는 근본적인 연구 분야이다. 이는 주어진 제약 조건 하에서 특정 목적 함수를 최대화하거나 최소화하는 문제에 대한 해답을 탐색 함으로써 시스템의 효율성을 극대화하고 의사 결정 과정을 개선하는 데 활용된다.

실제 세계의 최적화 문제들은 일반적으로 제약 조건 만족 문제, 스케줄링, 그래프 분할 등과 같이 계산 복잡도와 난이도가 높은 문제로 인식된다. 고전적 알고리즘으로는 문제 규모가 커질수록 계산량이 기하급수적으로 증가하기 때문에, 고전 컴퓨팅 시스템으로는 이러한 계산량을 해결하는 데 한계가 있다.

양자 컴퓨팅은 특정 문제 유형에 대해 기하급수적인 계산 속도 향상이 이론적으로 제시되고 있지만, 현재의 양자 하드웨어는 계산 오류가 많고 소규모의 큐비트를 이용하기 때문에 실용적인 응용에는 한계가 있다. 이러한 상황에서 HQCC는 최적화 문제를 해결할 수 있는 최적의 컴퓨팅 환경으로 평가받고 있다.

최적화 문제에 특화된 하이브리드 양자 알고리즘으로 QAOA 이 있다. 이는 최적화 문제를 해밀토니안으로 변환하여, 그 바닥 상태(최소 에너지 상태)가 최적해에 대응되도록 구성되며, 파라미터화된 양자 회로를 사용하고 그 파라미터를 고전적 최적화를 통해 반복적으로 조정한다. 이와 같은 하이브리드 순환 구조는 양자 프로세서가 상태를 준비하고 측정하며, 고전 프로세서는 결과를 분석하고 파라미터를 수정하는 구조로 적은 수의 큐비트를 갖는 양자 장치에서도 고품질의 근사해를 구할 수 있게 한다.

조합 최적화 문제는 하이브리드 양자 컴퓨팅의 주요 연구 분야이다. 현재는 소규모 사례에만 한정되어 있지만, 고전적 계산과 양자 계산에서 서로의 이점을 결합 활용하는 전략은 현실 문제에 대한 양자 기반 최적화의 실현 가능성을 더욱 넓히고 있다. 양자 하드웨어와 하이브리드 알고리즘 기술이 발전함에 따라, 최적화 분야에서 실제적인 양자 우위를 최초로 관측할 수 있는 응용 사례가 될 가능성이 높다.

3.3 기계 학습

기계 학습은 현대 과학 및 산업에서 핵심적인 도구로 자리매김 하며, 데이터 기반 의사결정, 패턴 인식, 지능형 자동화, 대화형 인공지능 등에 폭넓게 활용되고 있다. 그러나 고차원 딥러닝 모델의 경우, 합리적인 추론을 얻기 위해 막대한 계산 자원이 요구되는 경우가 흔히 발생한다. 이는 고전 하드웨어로는 문제의 크기에 따른 계산 자원을 유동적으로 확장할 수 없는 본질적인 한계를 지닌다.

반면 양자 컴퓨팅은 중첩과 얹힘이라는 양자역학의 원리를 이용하여 정보를 새로운 방식으로 인코딩함으로써 계산 문제의 크기에 따른 자원량 문제를 근본적으로 개선할 수 있다. 하지만 현재의 양자 하드웨어는 노이즈, 제한된 큐비트 수, 디코하던스 등 여러 한계로 인해 순수 양자 기계 학습은 아직 대부분 이론적 수

준에 머물러 있다. 이러한 배경에서 HQCC는 NISQ 시대에 매우 현실적인 대안으로 부상하고 있다.

현재 양자 기계 학습은 소규모 데이터셋에 국한되어 있지만, Iris 데이터셋이나 MNIST의 부분 집합에 대한 실험에서 고전 모델과 유사한 성능을 보이고 있다. PennyLane, Qiskit Machine Learning, TensorFlow Quantum과 같은 소프트웨어 프레임워크들은 양자 회로와 고전 기계 학습 라이브러리를 통합하여 이러한 실험적 연구를 지원한다.

한편, 노이즈 완화, barren plateau 문제(최적화 지형에서 기울기가 사라지는 현상, 회로 표현력 등의 기술적 난제 해결을 위해 많은 연구가 진행 중이다. HQCC는 NISQ 시대에 기계 학습 분야의 활용 가능한 아키텍처로 인식된다. 비록 아직 이 분야에서 양자 우위를 입증하지는 못했지만, 양자 기반 기계 학습은 실질적인 데이터 분석 및 인공지능 응용에 활용될 수 있는 강력한 도구로 발전할 것으로 기대된다.

4. 한계점 및 도전과제

고전-양자 하이브리드 알고리즘은 NISQ 시대에 현실적인 접근법이지만, 여러 기술적 한계가 존재한다.

4.1 하드웨어 노이즈와 오류

현재의 양자 장치는 큐비트 수의 제한, 디코히런스, 게이트 오류, 측정 오류 등의 문제로 완전한 오류 수정이 가능한 회로 실행이 불가능하다. 더욱이 VQE나 QAOA와 같은 알고리즘은 일정 깊이 이상 깊어지면 노이즈로 인해 의미 있는 해답 획득이 불가능하다[1]. Preskill은 0.1% 수준의 오류율을 가진 장치에서 약 1,000개의 2큐빗 게이트만 어긋나도 결과를 신뢰할 수 없다고 지적하고 있다[1]. 잡음 제거 외삽 기법, 오류 역산 기법 등 다양한 오류 완화 기법들이 제안되었지만, 이들은 샘플링 비용이 추가로 발생하여 완전한 해결책은 아니다.

4.2 확장성과 고전 루프의 병목

하이브리드 알고리즘의 핵심 반복 구조는 기존 컴퓨터 방식을 사용한다. 여기서 최적화를 위해 양자 회로 연산을 수천 번 이상 실행해야 할 수 있는데, 이 과정이 느리거나 잡음이 심하면 전체 계산 시간이 급격히 증가한다. 결국 기존 알고리즘보다 우위를 잃을 수 있으며, 또 조절해야 할 변수가 늘어날수록 필요한 측정 횟수도 폭증해, 데이터 수집 과정에 부담이 커지게 된다. 이런 문제를 해결하기 위해 측정 효율을 높이는 ‘관측치 분할 기법’이나 측정값 간의 관계를 활용하는 전략 등이 연구되고 있다.

4.3 최적화 문제

양자 회로의 파라미터 공간은 고차원이고, 기울기가 거의 0에 수렴하는 평坦한 지역이 존재한다면 고전적인 최적화 알고리즘은 수렴할 수 없게 된다. McClean 등은 이러한 경사도를 갖는 경우에 큐비트 수에 따라 지수적으로 심화된다고 보고하였다 [11]. 이를 해결하기 위하여 계층별 학습, 고전 허리스틱 기반 초

기화 기법, 특화된 양자 회로 설계 등이 제안되고 있다. 그리고 많은 지역 최소점과 측정 노이즈로 인해 최적화 알고리즘이 쉽게 수렴하지 못하는 문제도 존재한다.

4.4 자원 소모 및 실행 비용

양자 클라우드 서비스는 일반적으로 ‘샷(shot)’ 단위로 사용 요금을 부과한다. 이로 인해 VQE와 같이 반복적인 측정과 최적화 과정이 빈번한 알고리즘의 경우 실행 비용이 상당히 증가할 수 있다. HQCC 환경에서는 고전 컴퓨팅 자원이 자주 활용되므로, 하이브리드 고전-양자 알고리즘의 실용적인 구현을 위해서는 전체 계산 자원의 효율을 극대화하는 방안에 대한 연구가 필수적이다.

4.5 양자 우위의 불확실성

현재까지 하이브리드 양자 알고리즘이 고전적인 응용 사례보다 확실한 양자 우위를 보이는 경우는 보고되지 않았다. 양자 화학, 최적화, 기계 학습 등에서 고전적 알고리즘은 오랜 기간 동안 정교하게 발전해 왔으며, 하이브리드 방식이 고전적 기법을 능가하기 위해서는 보다 깊은 회로를 구현하면서도 낮은 오류율을 유지하는 알고리즘의 개발이 필요할 것이다[1]. 따라서 VQE와 QAOA가 대규모 실용 문제에서 실제 우위를 보일 수 있을지는 여전히 활발한 연구 대상이다.

5. 결론

HQCC는 하드웨어 개선, 알고리즘 혁신, 그리고 시스템 통합 등 다방면의 진보와 함께 발전하고 있다. 향후 다음과 같은 발전 방향이 예상되며, 양자 장치의 큐비트 수, 오류율, 연결성 등이 향상됨에 따라 하이브리드 알고리즘의 실행 가능성은 점점 높아질 것이다.

양자 프로세서가 슈퍼컴퓨터와 같은 고전 시스템에 내장되고, 고속 인터커넥트 및 메모리 공유 구조가 도입된다면 하이브리드 순환 구조의 시간적, 데이터 병목 현상을 제거할 수 있다. 또한, 고전 AI 기법을 활용해 양자 회로 구조를 자동 설계하거나, 양자 커널을 고전 신경망에 통합하는 혼합형 알고리즘도 활발히 연구되고 있다. 한편, NISQ(잡음이 많고 중간 규모의 양자 장치) 장치의 한계를 극복하기 위해서는 발생하는 오류를 최대한 완화시키는 기술에 대한 연구 개발이 필수적이다.

HQCC는 NISQ 시대의 양자 정보 처리 기술적 한계 상황에서 고전 및 양자 프로세서의 장점을 결합하여 응용 문제에 양자 기술을 활용할 수 있는 효과적인 전략이다. 하드웨어 제약과 알고리즘의 복잡성에도 불구하고, 이러한 하이브리드 구조의 컴퓨팅 시스템은 현재 우리가 당면한 계산 문제의 한계를 확장하는 데 핵심적인 역할을 수행하고 있다. 이러한 하이브리드 아키텍처의 효율성과 자동화에 대한 지속적인 연구 개발은 실용적인 양자 컴퓨팅 시대로의 진입을 위한 원동력이 될 것이다.

<용어 정리>

○ 중첩(Superposition) : 중첩 원리는 양자 시스템이 동시에 여러 상태의 선형 결합(linear combination)으로 존재할 수 있음을 의미한다. 예를 들어, 1개의 큐비트는 고전적으로는 0 또는 1의 상태만 가질 수 있지만, 양자적으로는 $|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle$ 와 같이 두 상태의 복소수 계수로 이루어진 선형 결합 상태로 존재할 수 있다. 여기서 α 와 β 는 복소수 계수이며 $|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1$ 을 만족해야 한다. 이 상태는 측정되기 전까지는 두 상태 모두에 동시에 존재하며, 측정 결과는 확률적으로 결정된다. 고전 시스템에서는 존재하지 않는 '양자 병렬성'의 근간이며, 양자 컴퓨팅의 계산 능력 향상의 원천이다.

○ 얹힘(Entanglement) : 두 개 이상의 양자 입자가 서로 비국소적으로 연결되어, 한 입자의 상태가 다른 입자의 상태에 영향을 미치는 현상이다. 이는 양자 통신, 양자암호, 양자 텔레포테이션, 양자 컴퓨팅의 핵심 기술이다.

○ 디코하런스(Decoherence) : 양자계가 외부 환경과 상호작용하면서 고유한 양자적 성질인 중첩이나 얹힘 등이 소실되는 현상을 뜻한다.

○ 변분 원리(Variational Principle) : 물리학과 수학에서 어떤 양의 극값(최소값 또는 최대값)을 찾는 방식으로 자연 법칙을 기술하는 강력한 방법론으로 양자역학에서는 바닥 상태 에너지(ground state energy)를 근사하는 데 매우 중요한 방법이다. 이 원리는 정확한 해를 알 수 없을 때 근사 해를 구하는 방법으로 사용한다.

○ 변분 양자 고유값 해석기(VQE) : 양자 시스템의 바닥 상태 에너지를 근사적으로 계산하기 위해, 변분 원리(variational principle)를 기반으로 고전 컴퓨터와 양자 컴퓨터를 결합한 대표적인 하이브리드 알고리즘이다.

○ 양자 근사 최적화 알고리즘(QAOA) : 이산 조합 최적화 문제를 해결하기 위해 설계된 하이브리드 양자-고전 알고리즘으로, 양자 회로를 통해 최적해에 근접한 해를 생성하는 변분 기반의 알고리즘으로 NISQ 시대의 대표적인 응용 알고리즘 중 하나로 간주되고 있다.

○ Max-CUT 문제 (Maximum Cut Problem): 주어진 무방향 그래프의 정점 집합을 두 부분으로 분할하여, 이들 사이를 잇는 간선(edge)의 가중치 합이 최대가 되도록 하는 분할을 찾는 조합 최적화 문제로 QAOA의 대표적인 테스트 문제

○ Max-SAT 문제(Maximum Satisfiability Problem) : '참(True) 또는 거짓(False)'으로 이루어진 계산 문제입니다. 여러 개의 조건(절, clause)이 주어져 있는데, 이 조건들을 최대한 많이 만족시키는 변수들의 참/거짓 조합을 찾는 때, Max-SAT는 최대한 많은 절을 만족시키는 조합을 찾는 문제

○ SVM (Support Vector Machine) : 기계 학습 데이터 마이닝 기법으로 패턴 인식, 자료 분석 등을 위한 지도학습 모델

○ 양자 신경망(Quantum Neural Networks) : 양자 머신러닝이라 불리며 양자 컴퓨터의 계산 능력을 활용한 머신러닝 알고리즘을 향상시키는 신경망

○ 양자 생성 모델(Quantum Generative Models) : 양자 역학의 원리를 활용하여 새로운 데이터를 생성하는 모델

○ 양자 시간 진화 시뮬레이션 (Quantum Time Evolution Simulations) : 슈뢰딩거 방정식을 이용해 양자 상태가 시간에 따라 변하는 양상의 계산

○ 게이트 오류(Gate Errors) : 양자 회로에서 이상적인 단일 또는 다중 큐비트 게이트 연산이 실제 하드웨어 상에서 정확하게 구현되지 않아, 목표 상태에서 벗어난 결과가 발생하는 현상

참고문헌

- [1] Preskill, J., "Quantum Computing in the NISQ era and beyond," *Quantum*, vol. 2, p. 79, 2018.
- [2] Cerezo, M. et al., "Variational Quantum Algorithms," *Nature Reviews Physics*, vol. 3, no. 9, pp. 625–644, 2021.
- [3] Callison, A. & Chancellor, N., "Hybrid quantum-classical algorithms in the noisy intermediate-scale quantum era and beyond", *arXiv:2207.06850*, 2022.
- [4] Peruzzo, A. et al., "A variational eigenvalue solver on a photonic quantum processor," *Nature Communications*, vol. 5, p. 4213, 2014.
- [5] Farhi, E., Goldstone, J., and Gutmann, S., "A Quantum Approximate Optimization Algorithm," *arXiv:1411.4028*, 2014.
- [6] Havlíček, V. et al., "Supervised learning with quantum-enhanced featurespaces," *Nature*, vol. 567, no. 7747, pp. 209–212, 2019.
- [7] Rallis, K. et al., "Hardware-level Interfaces for Hybrid Quantum-Classical Computing Systems," *arXiv:2503.18868*, 2025.
- [8] Abraham, H. et al., "Qiskit: An Open-Source Framework for Quantum Computing," *Zenodo*, 2019.
- [9] Cirq Developers, "Cirq: A Python Framework for NISQ Computers (Version 1.4.0)," *Zenodo*, 2024.
- [10] Bergholm, V. et al., "PennyLane: Automatic Differentiation of Hybrid Quantum-Classical Computations," *arXiv: 1811.04968*, 2018.
- [11] McClean, J. R. et al., "Barren plateaus in quantum neural network training landscapes," *Nature Communications*, vol. 9, p. 4812, 2018.