

# 최적 양자 인공 신경망 구조 설계를 위한 One-Shot Quantum NAS 알고리즘

손석빈, 김중헌  
고려대학교

lydiasb@korea.ac.kr, joongheon@korea.ac.kr

## A One-Shot Quantum NAS Framework for Designing Optimal Quantum Neural Network Architectures

Seok Bin Son, Joongheon Kim  
Korea Univ.

### 요 약

양자 신경망(QNN)의 성능은 양자 회로 내 게이트 종류 선택에 크게 좌우된다. 본 논문에서는 사전 정의된 게이트 배치 구조 내에서 최적의 게이트 종류를 효율적으로 선택하기 위해 One-shot NAS 기법을 적용하였다. 실험 결과는 제안한 One-shot NAS 방법이 양자 회로 설계에 효과적임을 입증하였다.

### I. 서 론

양자 신경망(Quantum Neural Network, QNN)은 양자 얽힘과 중첩 같은 양자역학적 특성을 활용하여, 고전 신경망보다 높은 표현력과 계산 효율을 제공한다. 이러한 특성 덕분에 QNN은 이미지 분류 [1], 연합학습 [2] 등 다양한 분야에서 가능성을 보여주고 있다. QNN의 핵심 구성 요소인 파라미터화된 양자 회로(Parameterised Quantum Circuit, PQC)는 각 위치에 어떤 양자 게이트를 배치하느냐에 따라 회로의 성능과 학습 안정성에 큰 영향을 미친다. 하지만 가능한 게이트의 종류와 위치 조합이 많아질수록 전체 탐색 공간이 지수적으로 증가하며, 모든 구조를 개별적으로 평가하는 전통적인 탐색 방식은 연산 비용과 자원 소모가 매우 크다는 문제가 있다 [3-5]. 이를 해결하기 위해 본 논문은 One-shot Neural Architecture Search (One-shot NAS) [6-7] 기법을 양자 회로 구조 탐색에 적용한다. One-shot NAS는 모든 후보 회로를 통합한 Supernet을 구성한 뒤, 가중치를 공유하며 동시에 학습함으로써 구조별 성능을 효율적으로 평가할 수 있도록 한다. 본 연구는 One-shot NAS를 활용한 양자 회로 자동 설계 기법을 제안하고, 실험을 통해 기존 양자 회로보다 One-shot NAS로 찾은 양자회로가 정확도가 더 높다는 것을 입증하였다.

### II. One-shot Quantum NAS 알고리즘

본 논문에서는 양자 회로의 구조 최적화를 위해 One-shot NAS 기법을 도입하여, PQC의 게이트 종류를 효율적으로 탐색한다. 기존 NAS 방식은 가능한 모든 회로 구조를 개별적으로 학습해야 하므로, 탐색 공간이 커질수록 연산 비용이 급격히 증가한다. 반면, One-shot NAS는 하나의 통합 네트워크인 Supernet을 구성하고, 다양한 후보 아키텍처를 가중치 공유 방식으로 동시에 학습함으로써 이러한 연산 부담을 크게 줄인다. 본 연구에서는 양자 회로의 게이트 배치가 사전에 다음과 같이 고정되어 있다고 가정한다. 예를 들어, 큐비트 수  $Q =$

4, 레이어 수  $L = 4$ 인 회로에서 각 위치에 배치된 게이트 유형은 다음과 같은 행렬로 표현된다.

$$X_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

여기서 1은 1-큐비트 게이트, 2는 2-큐비트 게이트, 0은 게이트 없음을 의미한다. One-shot NAS의 목표는 이러한 고정된 구조 내에서 각 게이트 위치에 가장 적합한 게이트 종류를 자동으로 선택하는 것이다. 이를 위해 다음과 같은 게이트 후보군을 정의한다. 1-큐비트 게이트의 경우 RX, RY, RZ, U3로 구성되며, 2-큐비트 게이트는 CX, CY, CZ, CU3, SWAP의 다섯 가지로 구성된다. 각 게이트 위치는 Supernet 내부에서 해당 후보군에 대한 선택 경로를 가지며, 학습 과정에서는 이들 경로가 공통의 가중치를 공유하며 동시에 최적화된다.

본 논문에서는 Supernet 최적화를 위해 대표적인 One-shot NAS 알고리즘인 DARTS [6]와 ProxylessNAS [7]를 적용하였다. DARTS는 연속적인 구조 파라미터를 도입하여 각 후보 연산의 중요도를 gradient descent 방식으로 학습한다. 반면 ProxylessNAS는 각 학습 단계에서 일부 후보 연산만을 선택적으로 활성화하여 메모리 사용량을 줄이고 학습 안정성을 높인다. 특히 ProxylessNAS는 연산 자원이 제한된 환경에서도 높은 효율성과 탐색 정확도를 제공한다는 장점이 있다. 최종적으로 학습이 완료되면, Supernet 내에서 각 위치별로 가장 높은 성능을 보인 게이트가 선택되어 최적의 양자 회로 아키텍처가 완성된다. 최종 실험 결과, ProxylessNAS에서 생성한 최종 회로 구성은 다음과 같이 표현된다.

$$X_t = \begin{bmatrix} 0 & 0 & RZ & U3 \\ RY & CY & RZ & 0 \\ CX & 0 & 0 & 0 \\ RY & RX & RY & CY \end{bmatrix}$$

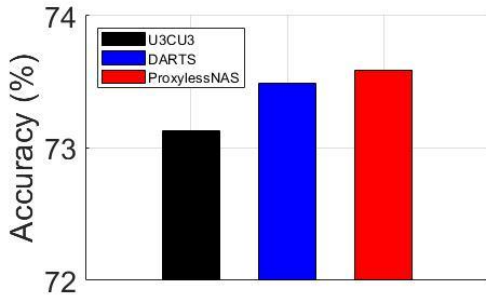


그림 1 제안하는 방법과 다양한 방법의 정확도 비교

실험은 0~1 사이의 숫자만 포함된 Mini-MNIST 데이터셋과 100 epoch 에서 진행되었다. 그림 1 은 동일한 게이트 배치 구조를 전제로 하되, 게이트 종류 선택 방식에 따라 분류 정확도에 차이가 발생함을 보여준다. 고정 회로인 U3CU3 에 비해, One-shot NAS 기반 탐색 기법(DARTS, ProxylessNAS)은 더 적절한 게이트 조합을 찾아내며 성능을 향상시켰다. 특히 ProxylessNAS 는 메모리 효율성과 안정적인 학습을 바탕으로 가장 높은 정확도를 달성하였으며, 양자 회로 구조 탐색에 적합한 방식임을 실험적으로 확인할 수 있다.

### III. 결론

본 논문에서는 PQC 의 구조를 효율적으로 탐색하기 위해 One-shot NAS 기법을 적용한 새로운 양자 회로 설계 방법을 제안하였다. 특히 사전에 정해진 게이트 배치 구조를 기반으로, 각 위치에 적합한 양자 게이트 종류를 자동으로 선택함으로써 회로의 성능을 극대화할 수 있도록 하였다. 제안한 프레임워크는 전통적인 고정형 양자 회로와 비교하여, 더 높은 정확도를 달성함을 실험적으로 확인하였다.

### ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2024 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임(RS-2024-00439803, SW 컴퓨팅산업원천기술개발사업 (SW 스타랩))

### 참 고 문 헌

[1] E. J. Roh, H. Baek, D. Kim and J. Kim, "Fast Quantum Convolutional Neural Networks for Low-Complexity Object Detection in Autonomous Driving Applications," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 24, no. 2, pp. 1031-1042, Feb. 2025.

[2] S. B. Son and S. Park, "Toward Uniform Quantum Federated Aggregation: Heterogeneity Exclusion Using Entropy and Fidelity," *IEEE Internet of Things Journal*, vol. 12, no. 5, pp. 5732-5741, 1 March, 2025.

[3] W. Wu, G. Yan, X. Lu, K. Pan, and J. Yan, "QuantumDARTS: Differentiable Quantum Architecture Search for Variational Quantum Algorithms," in *Proc. International Conference on Machine Learning (ICML)*, Honolulu, Hawaii, USA, Jul. 2023, pp. 37 745-37 764.

[4] N. E. Amer et al., "On the Optimality of Quantum Circuit Initial Mapping Using Reinforcement Learning," *EPJ Quantum Technology*, vol. 11, p. 19, Mar. 2024.

[5] T. Zhao, B. Chen, G. Wu, and L. Zeng, "Hierarchical Quantum Architecture Search for Variational Quantum Algorithms," *IEEE Transactions Quantum Engineering*, vol. 5, pp. 1-10, Sept. 2024.

[6] H. Liu, K. Simonyan, and Y. Yang, "DARTS: Differentiable Architecture Search," in *Proc. International Conference on Learning Representations (ICLR)*, New Orleans, LA, USA, May 2019.

[7] H. Cai, L. Zhu, and S. Han, "ProxylessNAS: Direct Neural Architecture Search on Target Task and Hardware," in *Proc. of the International Conference on Learning Representations (ICLR)*, New Orleans, LA, USA, May 2019.