

Convolutional Block Attention Module 기반 양자 오류 정정 디코더

오근영¹, 김지인¹, 이길한¹, 박호성^{1,*}, 박성준²

전남대학교¹, 삼성전자²

ohky0529@naver.com, jlib24555@gmail.com, gilgilgil0214@naver.com, hpark1@jnu.ac.kr,
joonpark2247@gmail.com

Convolutional Block Attention Module-based Quantum Error Correction Decoder

Geun-yeong Oh¹, Jiin Kim¹, Gil Han Lee¹, Hosung Park^{1,*}, Seong-Joon Park²

Chonnam National Univ.¹, Samsung Electronics.²

요약

본 논문은 표면 코드 디코딩을 위한 CBAM(Convolutional Block Attention Module) 기반 신경망 디코더를 제안한다. 기존 CNN(Convolutional Neural Network) 기반 디코더 [3]는 모든 특징 채널과 공간 위치를 균등하게 처리하여 오류 분류에 중요한 특징을 선택적으로 강조하지 못한다는 한계가 있다. 이에 본 논문에서는 CBAM을 도입하여 채널 및 공간 주의 메커니즘을 통해 신드롬 패턴의 중요 특징을 선택적으로 강조하였고 기존 CNN 디코더 대비 향상된 논리적 오류율 성능을 달성하였다.

I. 서론

양자 컴퓨팅은 기존 고전 컴퓨팅의 한계를 뛰어넘는 혁신적인 계산 패러다임으로 주목받고 있다. 그러나 양자 시스템의 본질적인 불안정성으로 인해 환경적 노이즈에 매우 취약하며, 이는 양자 정보 손실을 초래한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 양자 오류 정정 코드가 필수적이며 그중에서도 표면 코드(Surface Code)는 2차원 격자 구조의 지역적 상호작용만을 요구하여 실제 물리적 구현에 유리한 특성을 가진다. [1]

표면 코드의 디코딩 알고리즘으로는 전통적으로 최소 가중치 완전 매칭(Minimum Weight Perfect Matching, MWPM) 알고리즘이 널리 사용되어 왔다 [2]. 그러나 MWPM은 X와 Z 오류를 독립적으로 처리하여 Y 오류에 취약하고 높은 계산 복잡도를 가진다. 최근에는 이러한 한계를 극복하기 위해 덤핑 기반의 디코딩 알고리즘이 활발히 연구되고 있다.

본 논문에서는 CNN(Convolutional Neural Network) 기반 디코더의 구조 [3]를 기반으로 CBAM(Convolutional Block Attention Module) [4]을 통합한 새로운 디코더를 제안한다. CBAM은 채널 주의(Channel Attention)와 공간 주의(Spatial Attention) 메커니즘을 순차적으로 적용하여 신드롬 패턴에서 오류 위치 추정에 중요한 특징을 선택적으로 강조한다. 이를 통해 제한된 네트워크 파라미터로도 더욱 효과적인 특징 추출이 가능하며, 결과적으로 논리적 오류율 성능을 향상시켰다.

II. 제안하는 기법

A. 회전 표면 코드와 고수준 디코딩

본 논문에서 다루는 회전 표면 코드는 $[[n=d^2, k=1, d]]$ 파라미터를 가지는 위상적 안정자 코드로 코드 거리 d 에 따라 $\lfloor (d-1)/2 \rfloor$ 개의 오류까지 정정할 수 있다. 디코딩 과정에서 신드롬 측정을 통해 오류를 검출하고 이를 기반으로 복구 연산자를 결정한다. 고수준 디코딩 알고리즘은 신드롬을 4개의 논리 상태 ($\mathbb{I}, \mathbb{X}, \mathbb{Y}, \mathbb{Z}$) 중 하나로 분류하는 문제로 변환하여 네트워크 출력 크기를 코드 거리와 무관하게 고정할 수 있다는 장점이 있다.

B. 제안하는 CBAM 기반 디코더

본 연구에서 활용한 CBAM은 입력 특징 맵에 대해 채널 및 공간 차원에서 주의 가중치를 학습하는 경량 모듈로, 채널 주의를 오류 유형 식별에 중요한 필터 응답을 강조하고 공간 주의를 오류 발생 위치와 관련된 신드롬 영역에 집중할 수 있게 한다. 본 논문에서 제안하는 디코더는 CNN 구조를 기반으로 각 합성곱 레이어 뒤에 CBAM 모듈을 추가하였다. 입력은 비일관적 값($m=-0.5$)으로 패딩된 $(d+1) \times (d+1)$ 크기의 신드롬 격자이며, 두 개의 합성곱 레이어(필터 크기 (3,3), (2,2))를 거친다. 각 합성곱 레이어 뒤에는 배치 정규화, ReLU 활성화 함수, CBAM 모듈이 순차적으로 적용되며, 이후 밀집 레이어(50개 노드)와 출력 레이어(4개 노드)를 통해 논리 상태를 분류한다. CBAM의 reduction ratio는 $\min(16, nf/2)$ 로 설정하고, 공간 주의의 커널 크기는 3으로 설정하여 계산 오버헤드를 최소화하였다.

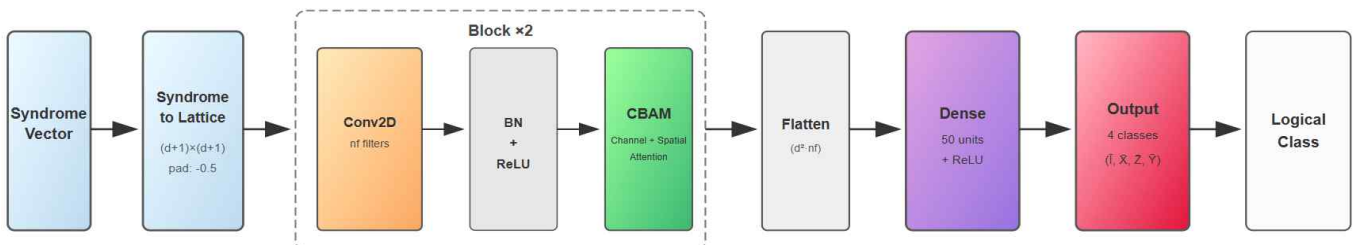


그림 1. CBAM 기반 디코더 아키텍처

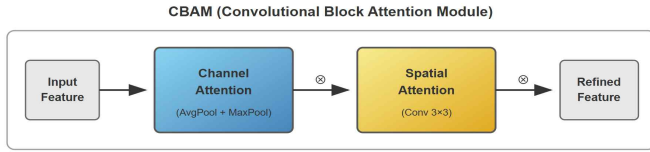


그림 2 . CBAM 구조

III. 모의 실험

탈분극 오류 모델(X, Y, Z 오류가 각각 $p/3$ 확률로 발생) 하에서 코드 거리 $d = 3, 5, 7$ 인 회전 표면 코드에 대해 실험을 수행하였다. 신드롬 측정은 오류 없이 이상적으로 수행된다고 가정하였다. 비교 대상은 MWPM, FFNN(Feed Forward Neural Network) [5], CNN [3], 그리고 제안하는 CBAM 디코더이다. 모든 신경망은 10^6 개의 훈련 샘플로 100 에폭 동안 학습되었다. FFNN은 [5]의 설정에 따라 단일 오류율($p=0.09$)로, CNN과 CBAM은 [3]의 설정에 따라 다양한 오류율($0.06 \sim 0.13$)을 혼합하여 학습하였다. 최적화에는 모멘텀 0.9의 SGD(Stochastic Gradient Descent)를 사용하였고, 학습률은 10^{-2} 에서 10^{-5} 까지 적응적으로 감소시켰으며, 조기 종료를 적용하였다. 성능 지표로는 논리적 오류율(Logical Error Rate)을 사용하였다.

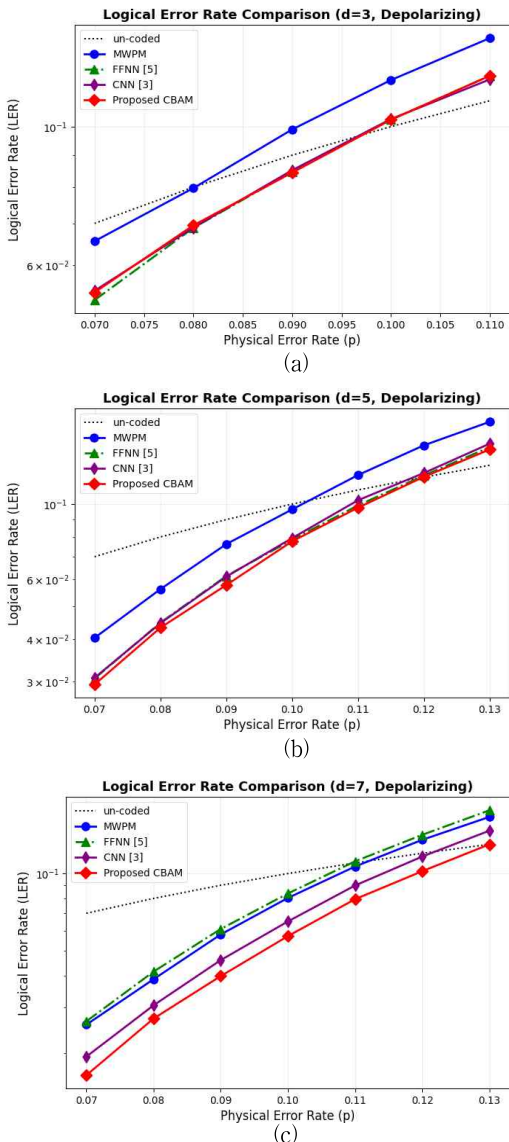


그림 3. 탈분극 오류 모델에서의 디코딩 성능 시뮬레이션 결과
(a) $d = 3$. (b) $d = 5$. (c) $d = 7$.

표 1. Pseudothresholds 비교

	Depolarizing		
Code distance	3	5	7
MWPM	0.0803	0.1024	0.1119
FFNN [5]	0.0967	0.1190	0.1091
CNN [3]	0.0963	0.1169	0.1217
Proposed CBAM	0.0969	0.1198	0.1300

표 2. 파라미터 비교

Code distance	5	7
CNN [3]	44,702	174,142
Proposed CBAM	45,122(+0.94%)	175,458(+0.76%)

IV. 결론

본 논문에서는 회전 표면 코드 디코딩을 위한 CBAM 기반 신경망 디코더를 제안하였다. 제안된 디코더는 채널 및 공간 주의 메커니즘을 통해 오류 분류에 유용한 특징을 선택적으로 강조하고, 비일관적 패딩 영역의 영향을 억제하여 실제 신드롬 영역에 집중한다.

실험 결과, $d = 3$ 에서는 모든 디코더가 유사한 성능을 보였으나, 코드 거리가 증가할수록 CBAM 디코더의 성능 향상이 명확해졌다. 이는 가능한 신드롬 패턴 수가 기하급수적으로 증가하는 환경에서 주의 메커니즘이 제한된 훈련 데이터로부터 일반화 가능한 특징을 효과적으로 학습하기 때문이다. CBAM 디코더는 1% 미만의 파라미터 증가만으로 모든 코드 거리에서 가장 높은 pseudothresholds를 달성하였으며, 특히 $d = 7$ 에서 기존 CNN 대비 6.8%, MWPM 대비 16.2% 향상된 성능을 기록하였다. 이는 주의 메커니즘이 양자 오류 정정 디코딩에 효과적으로 적용될 수 있음을 보여준다.

ACKNOWLEDGMENT

본 논문은 교육부와 한국연구재단의 재원으로 지원을 받아 수행된 첨단분야 혁신융합대학사업(차세대통신)의 연구 결과이고 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 지역지능화 혁신인재양성사업(IITP-2025-RS-2022-00156287, 30%)과 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(RS-2025-25398164)

참 고 문 헌

- [1] B. M. Terhal, "Quantum error correction for quantum memories," Rev. Mod. Phys., vol. 87, pp. 307–346, 2015
- [2] J. Edmonds, "Paths, trees, and flowers," Can. J. Math., vol. 17, pp. 449–467, 1965.
- [3] H. Jung, I. Ali, and J. Ha, "Convolutional neural decoder for surface codes," IEEE Trans. Quantum Eng., vol. 5, 3102513, 2024.
- [4] S. Woo, J. Park, J.-Y. Lee, and I. S. Kweon, "CBAM: Convolutional block attention module," Proc. ECCV, pp. 3–19, 2018.
- [5] S. Varsamopoulos, B. Criger, and K. Bertels, "Decoding small surface codes with feedforward neural networks," Quantum Sci. Technol., vol. 3, no. 1, 015004, 2017.