

# 심층강화학습 기반 Bit Flipping 기법을 활용한 Hamming code 복호기법

이한빈, 이정우\*

중앙대학교

lejou980@cau.ac.kr, jwlee2@cau.ac.kr\*

## Deep Reinforcement Learning based Bit Flipping Algorithm for Hamming codes

Han Bin Lee, Jeong Woo Lee\*

Chung-Ang Univ.

요약

본 논문에서는 해밍 코드(7,4)(Hamming codes)를 활용한 통신 시스템에서의 강화학습 기반 Bit Flipping 방식의 복호 기법을 제안하였다. 제안된 기법에서는 기존의 Flipping Function을 만족하는 비트를 뒤집는 Bit Flipping 기법과 달리 에이전트가 환경과 상호작용을 하며 Bit Flipping 방법을 학습하여 올바른 복호를 수행한다. 모의실험 결과 제시한 복호 기법은 주어진 수신 심볼에 대해 오류를 검출하고 정정할 수 있음을 확인하였다.

### I. 서론

해밍 코드(Hamming codes)는 1950년 미국의 Richard Wesley Hamming에 의해 처음 제시된 오류 정정 부호 [1]이다. 해밍 코드는 기존의 오류의 유무만 판단할 수 있었던 코드와 달리 오류 비트의 위치까지 알 수 있게 할 뿐만 아니라 정정할 수 있는 이진 선형 코드이다. 이러한 해밍 코드는 데이터 전송 중 발생할 수 있는 단일 비트 오류를 효과적으로 탐지하고 수정할 수 있는 능력 때문에 널리 사용되어 왔다. 이러한 이진 선형 코드 복호 기법 중 Bit Flipping 복호 기법은 Flipping Function을 만족하는 비트를 뒤집는 방식으로 단순하고 효율적인 대신, 더 복잡한 시나리오에서 복호가 제대로 이루어지지 않는 단점이 있다. [2] 이에 따라 이러한 상황에서 안정적으로 작동하는 복호 방법에 대한 연구가 계속되고 있다. [3] 최근에는 강화학습(Reinforcement Learning) 알고리즘이 다양한 복잡한 문제를 해결하는 데 있어서 뛰어난 성능을 보이고 있으며, 이를 해밍 코드 복호에 적용함으로써 새로운 가능성을 탐구하고자 한다. 본 연구에서는 심층강화학습 알고리즘인 DQN을 활용하여 해밍 코드의 복호를 구현하는 방법을 제안한다. 제안된 방법에서는 수신 심볼의 syndrome과 전송 심볼의 요소들의 합을 상태(state)로 정의하고, 비트를 뒤집는 것(Flipping)을 행동(action)으로 정의하여 DQN 알고리즘을 통해 복호 과정을 학습한다. 이를 해밍 코드(7,4)를 대상으로 한 실험을 통해 강화학습 기반 복호가 기존의 Bit Flipping 복호 기법과 비교하여 잘 작동함을 보인다.

### II. 본론

#### A. 시스템 모델

본 논문에서는 부호화율(Code Rate)이 3/7인 해밍 코드를 고려한 통신 시스템 모델을 고려하였다. 따라서 3개의 송신 비트는 7개의 코드 비트(code bits)로 부호화되며 코드 비트는 3개의 메시지 비트(message bits)와 4개의 패리티 비트(parity bits)로 구성되어 있다. 수신단에서의 수신 벡터는  $= [z_1, z_2, \dots, z_7]$ , 부호 및 복호화를 위한 Parity Check Matrix가  $\in R^{3 \times 7}$  라고 할 때, syndrome  $S \in R^{1 \times 3}$ 는 다음과 같이

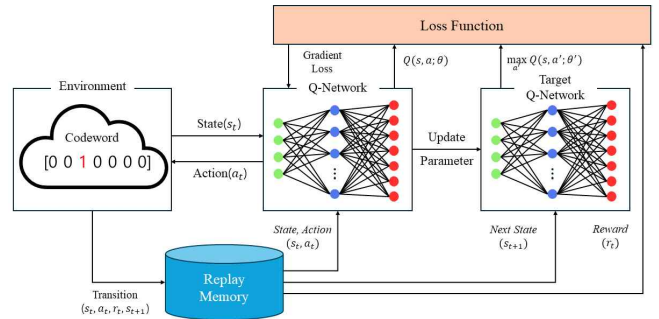


그림 1. DQN 기반 Bit Flipping 복호 알고리즘 프레임워크

정의된다.

$$S = rH = [s_1, s_2, s_3] \quad (1)$$

Bit Flipping 복호 방식은 syndrome 값을 활용하여 Flipping Function을 만족하는 비트를 구하고 그 비트가 0이라면 1로, 1이라면 0으로 뒤집는다. 이 복호 방식을  $S=0$ 이 될 때까지 반복한다.

#### B. 심층강화학습 모델

제안하는 기법에서는 그림 1과 같이 DQN을 활용하여 심층강화학습 기반의 Bit Flipping을 통해 수신신호의 복호를 수행한다. 기존 Bit Flipping 기반 복호 기법에서 Flipping Function을 만족하는 비트를 찾아 뒤집는 방식 대신 에이전트와 환경간의 상호작용을 통해 주어진 상태에 따른 최적의 bit flipping을 학습한다. 제안된 강화학습 프레임워크에서 상태로는 syndrome 벡터와 수신벡터 내 원소들의 합을 고려하였으며 이는 다음 식과 같다.

$$s = [s_1, s_2, s_3, z_T] \quad (z_T = \sum_{i=1}^7 z_i) \quad (2)$$

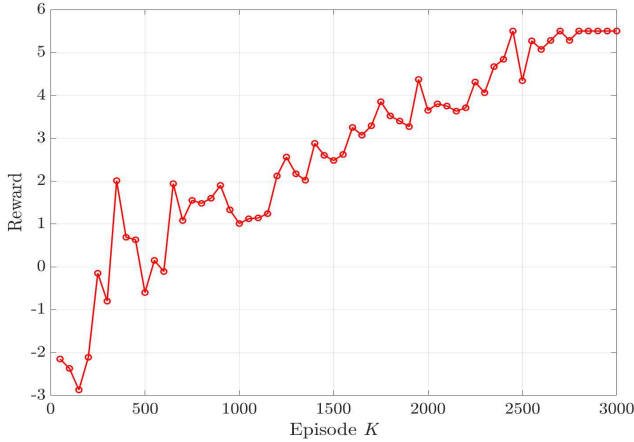


그림 2. 50 에피소드당 평균 보상

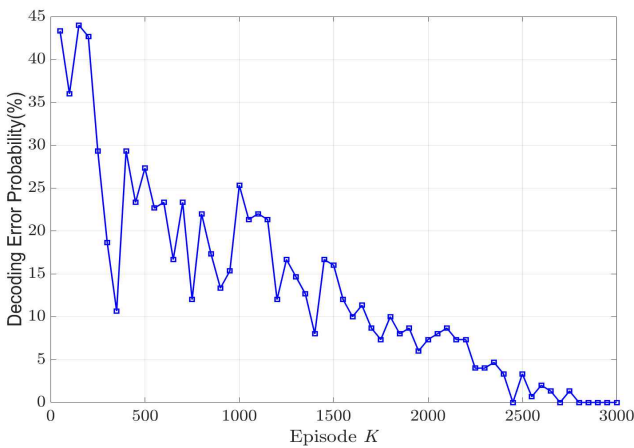


그림 3. 50 에피소드당 평균 복호 오류 확률

주어진 상태를 기반으로 에이전트는 7개의 비트 중 뒤집을 비트를 하나 선택한다. 따라서 행동  $a = b, b \in \{1, 2, \dots, 7\}$  은 주어진 상태에 따라 뒤집을 비트의 인덱스로 정의된다. 한편, 올바른 복호가 되려면  $a = 0$  이 되어야 하는 특성을 기반으로 에이전트가 행동에 따라 제공받을 보상을 식(3)과 같이 정의하였다. 추가적으로 학습과정에서 에이전트가 동일한 비트를 지속적으로 뒤집는 것을 방지하기 위해 해당 상황에 대한 음의 보상을 고려하였다.

$$r = -\frac{1}{2} (\Delta S + \Delta z_T), S_T = \prod_{i=1}^3 s_i \quad (3)$$

이 때,  $\Delta S$   $\Delta z_T$ 는 각각 에이전트가 취한 행동  $a$ 에 따른  $S_T$ 와  $z_T$ 의 변화량을 나타낸다.

### III. 결론

제안된 기법의 성능을 확인하기 위해 모의실험을 통해 학습 중 에이전트가 획득하는 에피소드당 평균 보상 및 복호 오류 확률을 측정하였다. 이 때, 해밍 코드(7,4)의 error capability가 1인 점을 고려하여 수신 비트 중 하나에 무작위로 오류를 발생시키는 시나리오를 고려하였다. 학습을 위해 4개의 은닉층을 가지는 인공신경망을 활용하였으며 총 3000개의 에피소드를 학습하였다. 학습율(learning rate)은 0.001, 감쇠 계수는 0.9로 설정하였고 손실 함수는 MSE(Mean Squared Error), 네트워크 최적화 기법에는 Adam(Adaptive Moment Estimation)을 사용하였다.

각 그림 2와 그림 3에서 보이는 바와 같이, 학습이 진행될수록 에이전트가 보상을 최대화할 수 있는 최적의 선택을 학습하고 이에 따라 평균 복호 오류 확률이 낮아짐을 관찰할 수 있다. 이를 통해 제안된 기법을 활용하여 해밍 코드에서 복호를 수행할 수 있음을 확인하였다.

### ACKNOWLEDGMENT

"본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음" (IITP-2024-RS-2022-001563 53).

### 참고 문헌

- [1] William Rurik, Arya Mazumdar, "Hamming Codes as Error-Reducing Codes," in 2016 IEEE Information Theory Workshop(ITW), Cambridge, UK, 2016, pp. 404-408.
- [2] Y. Kou, S. Lin and M. P. C. Fossorier, "Low-density parity-check codes based on finite geometries: a rediscovery and new results," in IEEE Transactions on Information Theory, vol. 47, no. 7, pp. 2711-2736, Nov. 2001.
- [3] Kurakula Madhukar, "Bit Flipping Decoders for LDPC Codes: A Short Survey," IJERT, vol. 9, issue. 11, Nov. 2020.