

수중 IoT CoAP 에서 최적 메시지 타입 결정을 위한 강화 학습 기반 기계 학습 프로세스

이성원¹, 강현우², 서준호³, 김동균³

¹ 한국폴리텍대학교 (강현우), ² 대구한의대학교 스마트 IT 융합학부,

³ 경북대학교 IT 대학 컴퓨터학부

lsw5359@dhu.ac.kr, hwkang@kopo.ac.kr, junhoseo@knu.ac.kr, dongkyun@knu.ac.kr

A Reinforcement Learning based Machine Learning Process for Optimized Message Type Determination in CoAP for Underwater IoT

Sungwon Lee¹, Hyunwoo Kang², Junho Seo³, Dongkyun Kim³

¹Deagu Hanny Univ., ²Korea Polytechnics, ³Kyungpook Nat. Univ.

요 약

본 논문은 수중 IoT 네트워크에서의 대표적인 전송 프로토콜인 CoAP(Constrained Application Protocol)에서 강화 학습을 사용하여 메시지 타입을 효율적으로 설정하기 위한 학습 프로세스 및 기법을 제안한 논문이다. 제안된 학습 프로세스에서는 우선 강화학습법을 사용하여 응용의 정상적인 동작을 지원하는 최소한의 Confirmable 메시지를 찾아낸다. 이후 해당 강화학습 데이터를 기반으로 하여 첫 번째 데이터가 전달되었을 때 N 번째 패킷이 응용의 정상적인 동작에 유의미한 영향을 미칠 가능성을 확률 함수로 계산한다. 소스 노드는 해당 확률함수를 기반으로 하여 전송해야 할 메시지의 타입을 결정하고 전송한다.

I. 서 론

최근 수중 센서 네트워크는 오염도 측정, 전략 감시, 항만 트래픽 관리 등 다양한 응용이 수행되고 있다. 이에 따라 수중 드론, 경량형 잠수함, 수중동물에 부착한 생체 센서 등의 통신장비들이 IoUT (Internet of Underwater Things) 환경을 구축한다[1]. 이러한 IoUT 환경에 인공지능 등 다양한 인공지능 관련 기술을 프로토콜에 적용하여 새로운 응용의 신뢰성 있는 동작을 지원하려는 연구가 진행되고 있다[2][3].

그 중에서도 CoAP(Constrained Application Protocol)는 응용의 요구에 따라 메시지 전송방식을 변경할 수 있는 대표적인 응용/전송 계층 프로토콜이다. CoAP에서는 응용이 전송 신뢰성이 높은 데이터 패킷을 생성했을 경우에는 패킷 손실 시 재전송을 수행하는 Confirmable 메시지를 전송하여 신뢰성을 높인다. 반대의 경우에는 손실을 감수하는 Non-Confirmable 메시지 타입으로 전송하여 효율성을 높인다. 이러한 메시지 타입은 응용이 어떤 과정으로 데이터를 생성했는가에 의해 결정된다. 예를 들어, 네트워크 제어에 관련된 SYN 메시지들은 Confirmable 메시지로 전송하고, 일반 페이로드를 포함한 데이터 패킷은 Non-confirmable 메시지로 전송할 수 있다.

하지만 CoAP에서는 데이터의 생성과정에 의해서만 메시지 타입을 결정하므로, 같은 종류의 데이터에는 같은 전송 방식이 사용된다. 이로 인해, 감시 정찰 응용 등에서 연속적으로 찍은 스냅샷들이 모두 Confirmable 메시지로 전송되거나 또는 모두 Non-confirmable 메시지로 전송되게 된다. 전자의 경우에는 비슷한 형태의 정보를 과도하게 재전송하면서 불필요한 네트워크

리소스를 소모하게 되고, 후자의 경우에는 낮은 신뢰성에 의해 중요한 내용이 손실될 수 있다. 간단한 해결책으로는 연속적으로 촬영된 내용중 일부분만을 랜덤하게 전송하는 방법을 생각할 수 있으나, 이 경우 중요한 내용이 촬영된 부분이 전송에서 제외되어 응용이 비정상적으로 동작할 수 있다.

이러한 문제를 극복하기 위해서는 정보를 수집한 센서 노드가 정보의 중요도를 스스로 판단하여 메시지 타입을 결정할 수 있어야 한다. 최근 기계학습 연구에서는 지도학습 또는 비지도학습 등을 사용하여 데이터에 특정 내용의 포함 유무를 판단하는 기술이 발전하였으나, 연속적인 스냅샷 등에서는 대부분의 경우 동일한 레이블이 포함되기 때문에, 이러한 기술들로는 정확한 데이터 타입을 결정할 수 없다.

이러한 문제를 해결할 가능성이 있는 기술로는 퍼지 이론(Fuzzy Theory)이 언급되고 있다. 퍼지 이론은 인공지능의 한 분야로, 특정 요소가 집합에 소속될 가능성을 확률 함수로 나타내어 불명확한 상황에 대한 수학적 접근을 정의한 이론이다. 이러한 퍼지 이론에서는 확률 함수를 정확하게 설정하는 것이 중요하며, 최근에는 기계학습을 사용하여 확률함수를 설정하는 연구가 시도되고 있다.

따라서 본 논문에서는 동일한 형태의 레이블을 가진 데이터들이 중복 생성되었을 경우 기계 학습된 머신으로부터 생성된 퍼지함수를 활용하여 CoAP 메시지 전송 방식을 선택하는 과정과 그 학습 방법론을 제안한다. 또한, 본 논문에서는 연속 촬영된 스냅샷(Snapshot) 사진들을 대상으로 하지만, 동일한 레이블을 가지는 데이터가 연속적으로 생성되는 응용에 동일하게 사용될 수 있다.

II. 본론

본 논문에서 제안하는 기계학습 기반 확률함수 설정 프로세스는 다음과 같이 동작한다.

- 1) 기계학습 환경 생성 과정: 본 논문에서 제안하는 기계학습 프로세스에서는 센서 노드가 수중에 배치되기 전, 소스 노드와 싱크 노드를 직접 연결하여 다음과 같은 학습 과정을 거친다. 싱크 노드가 N 번째 데이터를 수신하였을 경우 $N+1$ 메시지는 34%~87% 사이의 확률로 전송되도록 설정한다. 이 수치는 대한민국에서 측정한 실측 데이터를 기반으로 하였으며, 향후 전송 기법의 발전에 따라 수정될 수 있다.
- 2) 강화학습 프로세스 과정: 수신된 스냅샷을 사용하여 설정된 응용 (잠수함 또는 어군 정보 추출)을 동작시킨다. 이 때 응용이 정상적으로 동작하였을 때는 Reward 를 부여하고, 그렇지 못했을 경우에는 Reward 를 감소시킨다. 이후 동일한 상황에서 손실된 메시지 중 일부를 Confirmable 메시지로 전송되도록 설정되었다고 가정하여 손실없이 전송시켜 다시 Reward 를 부여한다.
- 3) 재학습 과정: 강화학습 프로세스를 수행하여 Reward 가 최고가 되는 전송 방식을 결정한 이후에는, 이번에는 다시 Confirmable 중 일부를 랜덤하게 손실시키면서 응용의 성공적인 동작을 확인한다. 만약 손실이 발생했을 때에도 응용이 정상적으로 동작한다면 Reward 를 증가시키고, 응용이 동작하지 못한다면 Reward 를 감소시키는 재학습 과정을 설계한다.
- 4) 확률함수 계산: 재학습과정을 수행한 노드는 첫 번째 패킷이 정상적으로 전달되었을 때 N 번째 패킷이 Non-confirmable 메시지 타입으로 전송되어 랜덤한 손실을 겪었을 때 Reward 가 일정 임계치 이상으로 증가할 확률을 계산한다. 이후 이 확률의 오차를 최소화하는 2 차원 확률함수를 계산한다. 다시 말하여, 첫 번째 패킷이 전달되었을 때(첫 패킷은 항상 Confirmable 메시지로 전달됨을 가정), N 번째 패킷이 응용의 정상적인 전달에 유의미한 영향을 미칠 것이라고 생각될 확률을 확률함수로 계산하는 것이다. 해당 확률함수를 계산한 후, 센서 노드를 수중에 설치한다.
- 5) 센서 노드의 메시지 타입 결정: 위 과정을 통해 학습된 센서 노드는 다음과 같이 동작한다. 동일한 레이블을 가지는 데이터가 연속적으로 생성되었을 경우 첫 데이터는 항상 Confirmable 메시지로 전송한다. 이후 첫 번째 데이터가 정상적으로 전달되었을 때 N 번째 데이터가 유의미할 확률 K 을 학습된 확률함수를 사용하여 계산한다. 만약 확률 K 가 미리 설정된 임계치 이상일 경우에는 센서 노드가 해당 메시지를 Confirmable 메시지로 전송하고, 임계치 이하일 경우에는 Non-confirmable 메시지로 전송한다.
- 6) 전송률 피드백 과정: 위 과정에 따라 계산된 확률함수에 의해 첫 번째 패킷 이후의 패킷이 Confirmable 메시지로 전송될 수 있다. 또한, CoAP 표준에서는 Non-confirmable 메시지가 계속 선택되었을 경우에는 혼잡을 감지할 수 없으므로 16 개의 패킷 중 최소 2 개의 패킷은 Confirmable 메시지로 전송되도록 정의하고 있다. 첫 패킷 이후의 Confirmable 메시지를 수신한

싱크 노드는 두 Confirmable 메시지 사이에 수신한 Non-confirmable 메시지를 ACK 메시지에 피기백하여 전송한다. 해당 ACK 메시지를 수신한 소스 노드는 중단간 수신율을 확률함수에 반영하여 새로운 데이터가 유의미할 확률 K 를 계산하여 메시지 타입을 결정한다.

III. 결론

본 논문에서는 수중 IoT 환경에서 응용이 동일한 레이블 정보를 가지는 데이터를 연속적으로 생성시켰을 때 패킷의 일부분을 Confirmable 메시지로 전송하여 네트워크 자원을 절약하면서도 응용의 정상적인 동작을 지원하는 CoAP 메시지 선정 기법과 그 프로세스를 제시하였다. 제시된 프로세스에서는 최소한의 Confirmable 메시지를 사용하여 응용이 정상적으로 동작할 때 최고점의 보상이 되도록 강화학습을 설계하였다. 이후 강화학습된 데이터를 기반으로 하여 패킷을 보내는 방식에 따라 보상이 증가할 확률을 확률함수로 계산하는 할 수 있도록 설계하였다. 해당 확률함수를 사용하여 첫 번째 이후에 생성된 패킷이 응용의 정상적인 동작에 유의미한 영향을 미칠 확률이 일정 이상일 경우에 한해 해당 메시지를 Confirmable 메시지로 전송하도록 설계하였다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020 년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (NRF-2016R1D1A3B01015510)

참 고 문 헌

- [1] 서준호, 김민석, 이성원, 김동균. (2019). 적은 네트워크 오버헤드를 소모하여 중복 주소 감지를 수행하는 IoUT 를 위한 클러스터 헤더 선정 기법. 한국통신학회 학술대회논문집, pp. 1582-1583.
- [2] J. Yan, Y. Gong, C. Chen, X. Luo and X. Guan, "AUV-Aided Localization for Internet of Underwater Things: A Reinforcement-Learning-Based Method," in IEEE Internet of Things Journal, vol. 7, no. 10, pp. 9728-9746, Oct. 2020.
- [3] E. Liou, C. Kao, C. Chang, Y. Lin and C. Huang, "Internet of underwater things: Challenges and routing protocols," 2018 IEEE International Conference on Applied System Invention (ICASI), Chiba, 2018, pp. 1171-1174.
- [4] Daeyoup Hwang and Dongkyun Kim, "DFR: Directional flooding-based routing protocol for underwater sensor networks," OCEANS 2008, Quebec City, QC, 2008, pp. 1-7
- [5] Junho Seo, Sungwon Lee, Muhammad Toaha Raza Khan, and Dongkyun Kim. 2020. A new CoAP congestion control scheme considering strong and weak RTT for IoUT. In Proceedings of the 35th Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC '20). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2158-2162.