

Lightweight Blockchain Framework with GAN-based Adaptive Raft Consensus Mechanism in FANET Environment

Dana Yang*

*Professor, Dept. of Artificial Intelligence, Korean Bible University, Seoul, Korea

[Abstract]

This paper proposes a lightweight blockchain framework that combines GAN-based data restoration with an adaptive Cell-based Raft consensus for FANET environments, where high mobility and frequent link changes cause data loss and consensus delays. In the proposed framework, image data corrupted during UAV-to-UAV transmission is restored using ESRGAN, and blockchain transactions are generated based on the hash values of the restored data. In addition, the framework dynamically organizes the leader and consensus-participating nodes by comprehensively evaluating the trust level and data quality of each UAV, and aggregates the generated transactions into cells for batch processing, thereby reducing repetitive AppendEntries RPC message exchanges and the communication burden on the leader node. NS-3-based consensus simulations show that the proposed system reduces the consensus latency by approximately 15.1% and the number of RPC messages by approximately 19.3% on average. Separate image restoration experiments show that ESRGAN maintains an SSIM of approximately 0.67 at a packet loss rate of 20%.

▶ **Key words:** FANET, UAV, Adaptive Raft, Blockchain Framework, ESRGAN, Data Restoration

[요 약]

본 논문은 높은 이동성과 빈번한 링크 변화로 데이터 손실과 합의 지연이 발생하는 FANET 환경을 대상으로, GAN(Generative Adversarial Network) 기반 데이터 복원과 적응형 Cell-based Raft 합의를 결합한 경량 블록체인 프레임워크를 제안한다. 본 프레임워크는 UAV 간 전송 중 손상된 이미지 데이터를 ESRGAN (Enhanced Super-Resolution GAN)으로 복원하고 복원 데이터의 해시값을 기반으로 트랜잭션을 생성한다. 또한 각 UAV의 노드 신뢰도와 데이터 품질을 종합적으로 평가하여 리더와 합의 참여 노드를 동적으로 구성하고 생성된 트랜잭션을 셀 단위로 집약하여 처리함으로써 반복적인 AppendEntries RPC 메시지 교환과 리더 노드의 통신 부담을 줄인다. NS-3 기반 합의 시뮬레이션 결과, 본 시스템의 합의 지연은 기존 방식 대비 평균 약 15.1%, RPC 메시지 수는 약 19.3% 감소한 것으로 나타났다. 또한 이미지 복원은 ESRGAN이 패킷 손실률 20% 환경에서도 약 0.67의 SSIM을 유지함을 보였다.

▶ **주제어:** FANET, UAV, 적응형 Raft, 블록체인 프레임워크, ESRGAN, 데이터 복원

-
- First Author: Dana Yang, Corresponding Author: Dana Yang
 - Dana Yang (dana1112@bible.ac.kr), Dept. of Artificial Intelligence, Korean Bible University
 - Received: 2026. 07. 13, Revised: 2026. 08. 02, Accepted: 2026. 08. 05.

I. Introduction

FANET(Flying Ad Hoc Network)은 다수의 UAV(Unmanned Aerial Vehicle)가 고정된 통신 인프라 없이 상호 연결되어 정보를 수집 및 공유하는 네트워크로 군사 정찰, 실시간 재난 대응, 환경 모니터링 등 여러 분야에서 활용되고 있다[1]. 그러나 UAV 노드는 이동 속도가 빠르고 배치 밀도가 낮기 때문에 네트워크 토폴로지가 수시로 변하며 이 과정에서 통신 링크 단절과 패킷 손실이 반복적으로 발생한다. 실제로 FANET의 라우팅 성능은 네트워크 프로토콜과 노드 수, 지상관제소의 위치에 따라 큰 편차를 보인다[2]. 또한 다중 홉(Multi-hop)과 간헐적 링크로 구성되는 분산 FANET에서는 노드마다 보유한 네트워크 정보가 달라 데이터와 노드 상태의 불일치가 나타날 수 있다[3]. 블록체인은 이러한 환경에서 데이터의 무결성과 추적성을 확보하는 해결책이 될 수 있으나 자원과 에너지가 제한된 UAV 노드에 기존 합의 알고리즘을 적용할 경우 합의 지연과 통신 오버헤드가 커지는 문제가 있다[4].

이를 해결하기 위해 최근에는 무선 네트워크의 패킷 손실과 동적 토폴로지를 고려한 적응형 Raft 프로토콜[5]과 UAV 네트워크를 위한 경량 블록체인 연구[6]가 진행되고 있다. 하지만 대부분 네트워크 합의 효율성 또는 보안 성능 개선에 초점을 두고 있어 손실 데이터 복원과 합의 최적화를 통합적으로 고려한 연구는 부족하다. 실제로 GAN(Generative Adversarial Network) 기반 초해상도 및 안정화 기법은 저해상도 이미지의 세부 특징 복원과 생성 데이터 품질 향상에 효과적인 것으로 나타났다[7]. 하지만 이를 FANET의 동적 합의 과정 및 블록체인 시스템과 통합한 연구는 부족하다. 따라서 본 논문에서는 FANET 환경에서 나타나는 이미지 데이터 유실 문제와 합의 과정의 처리 부담을 함께 해소하기 위해 다음의 두 가지 핵심 메커니즘으로 구성된 블록체인 프레임워크를 제안한다.

- GAN 기반 데이터 복원 및 트랜잭션 생성 메커니즘: UAV 간 전송 중 패킷 손실로 열화된 이미지의 결손 영역을 ESRGAN(Enhanced Super-Resolution GAN)으로 보완하고, 복원 결과로부터 산출한 해시값을 활용하여 블록체인 트랜잭션을 생성한다.
- 적응형 Cell-based Raft 합의 메커니즘: 각 UAV 노드의 신뢰도와 데이터 품질을 종합적으로 평가하여 리더를 선정하며 생성된 트랜잭션을 셀(Cell) 단위로 집약하여 일괄적으로 합의를 수행한다. 이를 통해 반복적인 RPC(Remote Procedure Call) 메시지 교환을 억제하고 리더 노드에 집중되는 통신 오버헤드를 절감한다.

이를 바탕으로 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 GAN 기반 데이터 복원 기술인 ESRGAN, Raft 합의 알고리즘과 관련된 선행 연구를 분석한다. 3장에서는 GAN 기반 데이터 복원 과정과 적응형 Raft 합의 메커니즘을 포함하는 제안 경량 블록체인 프레임워크의 구조 및 동작 과정을 설명한다. 4장에서는 NS-3에서 GAN 및 Raft 방식과 제안 기법의 성능을 비교 및 분석한다. 마지막으로 5장에서는 연구 결과를 요약하고 향후 연구 방향을 제시한다.

II. Preliminaries

1. ESRGAN-Based Image Restoration

ESRGAN은 기존 GAN, 특히 SRGAN(Super-Resolution GAN)의 한계[8]를 개선하여 Fig. 1과 같이 저해상도 또는 손상된 이미지로부터 세부 질감이 보존된 고해상도 이미지를 생성하는 GAN 기반 초해상도 복원 모델이다[9][10]. ESRGAN의 생성자(Generator)는 저해상도 및 손실 이미지를 입력으로 받아 합성곱 계층(Conv)에서 초기 특징을 추출한 뒤, N개의 RRDB(Residual-in-Residual Dense Block)를 통과시켜 심층 특징을 학습한다. RRDB는 잔차 연결과 밀집 연결을 결합한 구조로 배치 정규화(Batch Normalization)를 제거함으로써 복원 과정에서 발생하는 아티팩트(Artifact)를 억제하고 세부 텍스처와 경계 정보의 표현력을 높인다. 이후 업샘플링(Upsampling) 단계에서 해상도를 확대하고 재구성(Reconstruction) 계층을 거쳐 최종적으로 복원된 고해상도 이미지를 출력한다. ESRGAN의 학습에는 세 가지 손실 함수가 함께 사용된다. 첫째, 콘텐츠 손실(Content Loss)에서 L1/L2 방식은 복원 이미지와 원본 이미지 간 화소 단위 오차를 최소화하여 전체적인 구조 정보를 유지한다[11]. 둘째, 지각 손실(Perceptual Loss)은 사전 학습된 VGG 네트워크의 특징 공간에서 두 이미지 간 차이를 계산하고 활성화 함수 이전의 특징을 활용함으로써 인간의 시각적 인지에 부합하는 질감 복원을 유도한다[12]. 셋째, 적대적 손실(Adversarial Loss)은 판별자(Discriminator)와의 적대적 학습(Adversarial Training)을 통해 산출된다[13]. 판별자는 복원된 고해상도 이미지와 실제 고해상도 이미지를 입력받아 진위(Real/Fake)를 구분하며 생성자는 판별자를 속이는 방향으로 갱신되어 복원 결과가 점진적으로 향상된다.

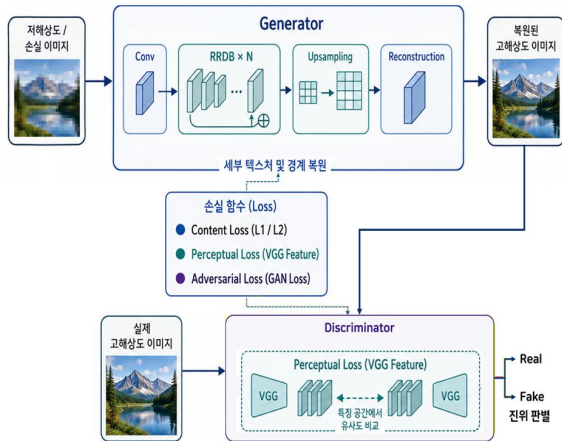


Fig. 1. Architecture and training process of ESRGAN-based image restoration

이와 같은 구조적인 특성으로 인해 ESRGAN은 단순 보간 기법이나 화소 손실만을 사용하는 CNN 기반 복원 모델에 비해 세밀한 질감과 경계를 효과적으로 재현할 수 있다[14]. 따라서 본 논문에서는 FANET 환경에서 UAV 간 전송 중 발생하는 이미지 유실 및 품질 저하를 보완하기 위한 복원 모듈로 ESRGAN을 적용하여 복원된 이미지의 해시값을 블록체인 트랜잭션 생성에 활용한다.

2. Raft consensus algorithm

Raft는 분산 환경의 노드들이 하나의 로그 순서를 공유하고 동일한 상태로 수렴하도록 고안된 리더 중심의 합의 알고리즘이다[15]. 각 노드는 리더(Leader), 팔로워(Follower), 후보자(Candidate) 가운데 하나의 역할을 수행하며 합의는 리더를 결정하는 리더 선출(Leader Election)과 클라이언트 요청을 전체 노드에 반영하는 로그 복제(Log Replication)의 두 단계로 진행된다[16]. 리더로 선출된 노드는 클라이언트로부터 트랜잭션 요청을 받아 로그 엔트리 형태로 기록하고, AppendEntries RPC를 이용해 이를 팔로워들에게 전파한다[17]. 팔로워가 전달받은 엔트리를 자신의 로그에 반영한 뒤 응답을 돌려주면, 리더는 과반수 응답이 모인 시점에 해당 엔트리를 커밋하고 State Machine에 적용한다. PoW(Proof of Work)와 같은 작업증명 방식에서 요구되는 고비용 연산 없이 과반수 노드의 응답을 기반으로 합의를 완료할 수 있으므로 Raft는 FANET과 같이 계산 자원이 제한된 허가형 블록체인(Permissioned Blockchain)에 적용하기 적합하다[18]. 하지만 트랜잭션 수신과 RPC 관리가 리더 한 노드에 집중되는 구조적 특성상 참여 노드와 트랜잭션이 늘어날수록 리더의 통신 부담이 커지고 합의 지연이 발생하기 쉽다는 한계를 가진다[19][20].

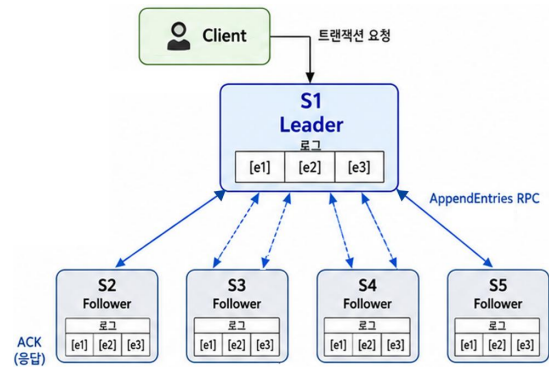


Fig. 2. Log replication and state application process in Raft consensus

Fig. 2는 Raft에서 로그가 복제되어 상태에 반영되기까지의 과정을 보인다[21]. 클라이언트(Client)가 트랜잭션을 요청하면 리더 노드 S1은 이를 수신하여 [e1], [e2], [e3]의 순서로 로그에 적재한다. 이어서 S1은 AppendEntries RPC를 통해 팔로워 노드 S2~S5에 자신의 로그 엔트리를 전송하고 각 팔로워는 이를 로컬 로그에 복제한 후 처리 결과를 AppendEntries RPC 메시지로 회신한다. Fig. 2에서 S2, S5와 같이 복제가 완료된 노드는 실선으로, S3, S4와 같이 응답 대기 중인 노드는 점선으로 표시하였다. 전체 5개 노드 가운데 리더 자신을 포함해 3개 이상 즉 과반수의 확인이 이루어지면 합의 조건이 충족된 것으로 간주되어 해당 로그는 커밋(Commit)된다. 커밋된 엔트리는 모든 노드의 State Machine에 동일한 순서로 적용되어 분산 원장에 최종 기록된다. 이 과정을 거쳐 Raft는 리더-팔로워 간 로그 일관성을 보장하면서 과반수 기반의 신뢰성 있는 상태 동기화를 이룬다.

이러한 리더 집중형 구조의 한계는 노드의 이동성이 크고 링크 품질이 수시로 변하는 FANET 환경에서 더욱 두드러진다[22]. 이에 본 논문에서는 각 UAV 노드의 신뢰도와 데이터 품질을 종합적으로 평가하여 네트워크 상태 변화에 적응적으로 리더를 선정하고 생성된 트랜잭션을 셀 단위로 집약하여 일괄 합의를 수행하는 적응형 Cell-based Raft 합의 메커니즘을 제안한다. 트랜잭션별로 반복되던 AppendEntries RPC 교환이 셀 단위로 축소됨에 따라, 제안 기법은 리더 노드에 집중되는 통신 오버헤드를 저감하면서도 Raft의 로그 일관성과 과반수 기반 신뢰성을 유지할 수 있다.

III. The Proposed Scheme

본 연구에서는 노드의 잦은 이동과 불안정한 링크로 인해 데이터 유실과 합의 지연이 빈번히 발생하는 FANET 환경을 대상으로, GAN 기반 데이터 복원 기법과 적응형 Cell-based Raft 합의를 결합한 경량 블록체인 프레임워크를 제안한다. 제안 프레임워크는 전송 중 손상된 이미지 데이터를 복원한 후 그 결과를 블록체인 트랜잭션으로 변환하고 UAV 노드의 상태 정보를 반영하여 합의 과정을 효율화한다. 전체 처리 절차는 데이터 복원 및 트랜잭션 생성 단계와 적응형 Cell-based Raft 합의 단계로 구성된다.

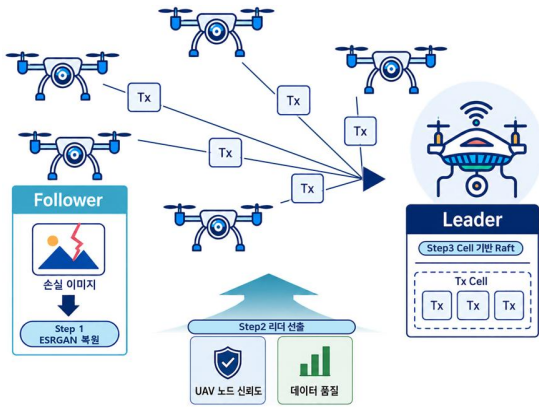


Fig. 3. Architecture of the Proposed Lightweight Blockchain Framework in FANET

Fig. 3은 제안 시스템의 전체 아키텍처를 보여준다. FANET을 구성하는 각 UAV는 허가형 블록체인의 참여 노드로 동작하며 노드의 상태에 따라 Follower 또는 Leader의 역할을 수행한다. Follower 노드는 패킷 시퀀스 누락이나 수신 오류를 통해 이미지 손실을 감지하며 손실이 확인된 이미지는 ESRGAN으로 재구성한다. 이때 복원 성능은 원본 이미지가 확보된 실험 환경을 전제로 SSIM을 이용해 평가한다. 복원이 완료되면 Follower는 복원 데이터의 해시값을 계산하고 이를 기반으로 트랜잭션 Tx를 생성한다. Fig. 3에 나타난 바와 같이 각 Follower 노드에서 생성된 Tx는 네트워크를 통해 Leader 노드로 전달된다. Leader 노드는 Cell 기반 Raft 합의를 담당한다. Leader는 여러 Follower로부터 수신한 다수의 Tx를 하나의 Tx Cell로 집약하고 개별 Tx가 아닌 Tx Cell 단위로 일괄 합의를 수행한다. 이와 같이 합의가 셀 단위로 이루어짐에 따라 트랜잭션마다 반복되던 RPC 메시지 교환이 줄어들고 Leader 노드에 집중되는 통신 부담이 완화된다.

이 과정에서 Leader와 합의에 참여하는 Follower는 고정되어 있지 않으며 각 노드에 대해 산출되는 UAV 노드 신뢰도와 데이터 품질을 기준으로 동적으로 구성된다. 리더의 응답 중단을 가장 먼저 감지한 UAV는 다른 노드들에게 상태 정보 전송을 요청한다. 이를 통해 각 노드의 보안 용량과 데이터 품질 점수를 수집하고 이 값들을 바탕으로 리더 선출 점수를 비교하여 가장 높은 점수를 받은 UAV를 새로운 리더로 선정한 뒤 합의 그룹을 재구성한다. 이때 리더 선출 점수는 물리 계층의 통신 신뢰도를 나타내는 보안 용량(Secrecy Capacity)과 데이터 품질 점수를 결합하여 산출된다. 기존 Raft가 후보 노드에 대한 과반수 투표를 통해 리더를 확정하는 것과 달리, 본 시스템은 연속형 점수에 따라 후보 간 우선순위를 사전에 구분하므로 복수의 노드가 동시에 동일한 우선순위로 리더 선출을 시도할 가능성을 줄일 수 있다. 이를 통해 특정 계층의 지표에만 의존하지 않으면서도 리더 선출 과정이 네트워크와 데이터 상태에 따라 동적으로 이루어지도록 하였다.

또한 이 과정에서 수집되는 보안 용량과 데이터 품질 점수는 각 UAV 노드의 통신 상태와 데이터 신뢰도를 평가하기 위한 기준으로 활용된다. 이 중 보안 용량은 주 채널과 도청 채널의 용량 차로 정의되는 통신 관점의 신뢰도 지표로서 값이 클수록 해당 노드의 링크가 안정적이고 보안성이 높음을 의미한다[23]. 그러나 보안 용량만으로는 노드가 보유한 데이터의 상태를 반영할 수 없으므로 본 논문에서는 복원 품질, 다중 검증 결과, 시간적 일관성의 세 요소로 구성되는 데이터 품질 점수 Q_i 를 추가로 정의한다. 노드 i 의 데이터 품질 점수 Q_i 는 아래 식 (1)과 같이 세 지표의 가중합으로 계산한다.

$$Q_i = w_1 Q_i^{img} + w_2 V_i + w_3 T_i (w_1 + w_2 + w_3 = 1) - (1)$$

Table 1. Definition of data quality indicators

Symbol	Explanation
i	UAV Node Index
Q_i^{img}	Restoration Quality
V_i	Multi-Node Verification Result
T_i	Temporal Consistency
w_1, w_2, w_3	Weight Assigned to Each Metric

복원 품질 Q_i^{img} 는 ESRGAN으로 재구성된 이미지의 화질을 평가하는 지표이다. 참조 이미지가 가용한 경우 원본 이미지 I_{org} 와 복원 이미지 I_{rec} 간 구조적 유사도인 SSIM

을 사용하며 SSIM(Structural Similarity Index Measure)은 $[0, 1]$ 범위의 값을 가지므로 별도의 정규화 없이 아래 수식(2)로 사용한다.

$$Q_i^{img} = SSIM(I_{org}, I_{rec}) \quad (2)$$

다중 검증 결과 V_i 는 복원 데이터의 해시값에 대해 이웃 노드들이 수행한 교차 검증의 성공 비율로서 식 (3)과 같이 정의된다. 이때 n_{total} 은 해시 검증에 참여한 이웃 노드의 수, m_{agr} 는 해시값 일치 여부를 확인한 노드의 수이다. 검증 과정이 트랜잭션에 포함된 해시값의 비교만으로 수행되므로 추가적인 연산 부담이 최소화된다.

$$V_i = \frac{m_{agr}}{n_{total}} \quad (3)$$

시간적 일관성 T_i 는 데이터의 신선도를 반영하는 지표로 식 (4)와 같이 트랜잭션 생성 시점으로부터의 경과 시간에 대한 지수 감쇠 함수로 정의된다. 여기서 Tx_g 은 트랜잭션에 기록된 생성 시각, Tx_{now} 는 현재 시각, λ 는 감쇠 계수이다. 경과 시간이 길수록 T_i 가 감소하므로 토폴로지 변화가 잦은 FANET에서 최신 상태를 반영한 데이터를 보유한 노드가 우선적으로 평가된다.

$$T_i = \exp(-\lambda(Tx_{now} - Tx_g)) \quad (4)$$

최종적으로 리더를 선출하기 위한 점수는 보안용량 SC_i 와 데이터 품질 Q_i 를 결합하여 산출된다. SC_i 는 채널 상태에 따라 스케일이 상이하므로 식 (5)와 같이 Min-Max 정규화를 적용한다.

$$\widehat{SC}_i = \frac{SC_i - SC_{\min}}{SC_{\max} - SC_{\min}} \quad (5)$$

이때 $SC_{\min}$ 과 $SC_{\max}$ 는 합의 후보 노드 집합에서 관측된 SC의 최솟값과 최댓값이다. 정규화된 $\widehat{SC}_i$ 와 데이터 품질 점수 Q_i 를 이용하여 노드 i 의 리더 선출 점수 $Score_i$ 는 식 (6)과 같이 정의된다. 이때 α 는 노드 신뢰도와 데이터 품질 간의 상대적 중요도를 조절하는 파라미터로 α 가 클수록 통신 신뢰도가 크게 반영되고 작을수록 데이터 품질이 리더 선출에 더 크게 반영된다. 또한 두 가중치의 합

이 1이므로 $Score_i$ 는 $[0, 1]$ 범위로 유지된다.

$$Score_i = \alpha \times \widehat{SC}_i + (1 - \alpha)Q_i \quad (\alpha \in [0, 1]) \quad (6)$$

본 시스템은 자원 사용률 조건을 충족하는 후보 노드 가운데 $Score_i$ 가 최대인 노드를 Leader로 선정하며 나머지는 합의 참여 Follower로 구성한다. 노드의 이동이나 링크 변동으로 $Score_i$ 가 갱신되면 합의 그룹 역시 재구성되므로 제안 기법은 FANET의 동적 환경에서도 신뢰도 높은 노드 중심의 안정적인 합의 구조를 유지할 수 있다. 즉, UAV 노드 신뢰도와 데이터 품질이 높은 노드가 Leader로 선정되고 나머지 노드들이 합의 참여 Follower로 구성함으로써 네트워크 상태가 수시로 변하는 FANET 환경에서도 안정적인 합의 그룹이 유지된다.

IV. Evaluation

본 장에서는 제안하는 경량 블록체인 프레임워크의 유효성을 검증하기 위해 FANET 통신 및 합의는 NS-3에서 수행하며 이미지 복원 실험은 PyTorch 기반 ESRGAN 환경에서 별도로 수행하였다. NS-3에서 설정한 패킷 손실률을 이미지 열화 조건으로 적용하였다. 먼저 UAV 간 영상 전송 중 유실된 데이터에 대한 ESRGAN의 복원 성능을 패킷 손실률 변화에 따라 측정한다. 다음으로 복원 데이터로부터 생성된 트랜잭션을 셀 단위로 집약하여 처리하는 Cell-based Raft의 통신 효율을 RPC 메시지 수 관점에서 분석한다. 마지막으로 노드 신뢰도와 데이터 품질 점수를 결합한 리더 선출 기법이 합의 성능에 미치는 영향을 확인하기 위해 적응형 합의 그룹 구성을 적용한 제안 기법의 평균 합의 지연을 네트워크 규모별로 비교한다. 각 실험은 UAV 노드 수와 패킷 손실률을 변화시키며 수행하였으며 이를 통해 데이터 복원, 셀 기반 합의 처리, 적응형 리더 선출로 이어지는 제안 시스템의 전체 동작이 FANET 환경에서 실효성을 갖는지 검증한다.

Table 2. ESRGAN Experimental Environment

Item	Configuration
CPU	4vCPUs
Memory	4GB

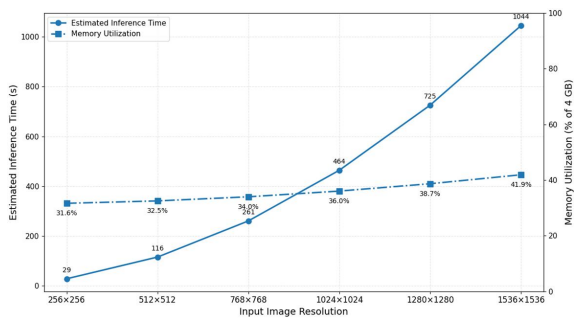


Fig. 4. Estimated ESRGAN Inference Time and Memory Utilization According to Input Image Resolution

ESRGAN을 UAV에 탑재했을 때 실제로 어느 정도의 연산 부담이 발생하는지 확인하기 위해 Table 2와 같은 자원 제약형 가상환경을 구성하였다. 각 가상 UAV 노드는 Docker 컨테이너로 구현하였으며, CPU 4 vCPUs와 메모리 4GB로 자원을 제한하였다. 실험에서는 사전 학습된 생성자의 추론 과정만을 대상으로 하였고, 입력 영상 크기를 256×256부터 1536×1536 pixels까지 단계적으로 늘려가며 추론 시간과 메모리 사용을 변화를 측정하였다.

Fig. 4에는 입력 해상도에 따른 ESRGAN의 추정 추론 시간과 메모리 사용률을 정리하였다. 256×256 입력에서는 추론 시간이 약 29초에 그쳤지만 1536×1536에서는 1,044초까지 늘어났다. 이미지의 가로·세로 크기가 커질수록 분할해야 할 타일 수와 연산량이 함께 늘어나기 때문이다. 반면 메모리 사용률은 4GB 기준 31.6%에서 41.9% 수준으로 해상도 증가폭에 비해 상대적으로 완만하게 증가하는 모습을 보였다. 즉 타일 기반 처리 방식은 제한된 메모리 환경에서도 고해상도 영상 복원을 가능하게 해주지만 영상 크기가 커질수록 추론 지연 문제는 여전히 크게 부각된다. 이러한 이유로 제안 프레임워크에서는 수신되는 모든 영상에 ESRGAN을 일괄 적용하지 않는다. 하지만 전송 과정에서 손실이나 품질 저하가 확인된 이미지에 한하여 선택적으로 복원을 수행하도록 하여 UAV 노드에 불필요한 연산 부담이 가지 않도록 하였다.

Fig. 5는 패킷 손실을 변화에 따른 기존 GAN과 ESRGAN의 복원 성능을 SSIM으로 비교한 결과이다. 패킷 손실이 없는 조건에서 두 메커니즘은 각각 0.81, 0.82 수준의 유사한 SSIM을 보였으나 패킷 손실률(Packet Loss Rate)이 증가함에 따라 성능 격차가 점차 확대되었다. 패킷 손실률 10%에서 기존 GAN의 SSIM은 0.74 수준으로 하락한 반면 ESRGAN은 0.78 수준을 유지하였으며 패킷 손실률 20%에서는 기존 GAN이 0.64까지 저하된 데 비해 ESRGAN은 0.67 이상을 유지하였다. 특히 기존 GAN은 손실률 10%를 초과하는 구간에서 SSIM이 급격히 감소하

는 경향을 보인 반면, ESRGAN은 전 구간에서 상대적으로 완만한 하락 폭을 나타냈다. 이는 RRDB 기반의 심층 특징 학습과 지각 손실을 활용하는 ESRGAN이 손실 영역이 넓어지는 고손실 환경에서도 구조 정보를 안정적으로 재구성함을 의미한다. 또한 패킷 손실이 빈번한 FANET 환경에서 제안 프레임워크의 복원 모듈로 ESRGAN을 적용하는 것이 유효함을 실험적으로 확인한 결과이다.

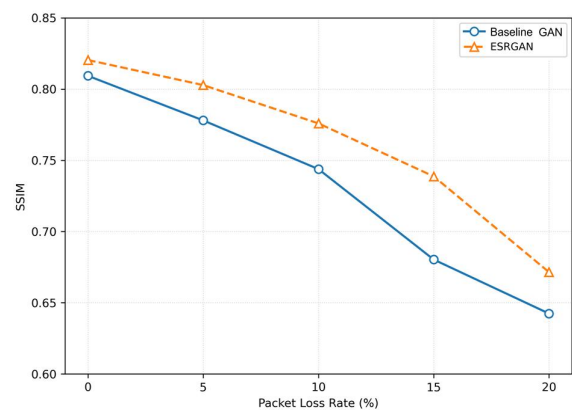


Fig. 5. Comparison of image restoration performance with Baseline GAN and ESRGAN

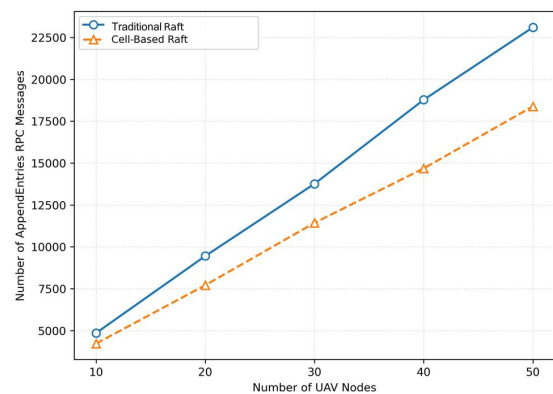


Fig. 6. Comparison of AppendEntries RPC Messages by Number of UAV Nodes

Fig. 6는 UAV 노드 수를 10개에서 50개까지 늘려가며 기존 Raft(Traditional Raft)와 Cell-based Raft의 AppendEntries RPC 메시지 발생량을 측정한 결과이다. 노드가 많아질수록 리더가 메시지를 주고받아야 할 Follower가 늘어나므로 두 기법 모두 메시지 수는 증가하는 추세를 보인다. 하지만 그 정도에는 차이가 있는데 트랜잭션마다 로그 복제와 응답 확인을 반복하는 Traditional Raft와 달리 Cell-based Raft는 다수의 트랜잭션을 셀 단위로 묶어 한 번에 처리하기 때문에 전 구간에서 더 적은 메시지로 합의를 완료하였다. 특히 노드 50개 기준으로 Traditional Raft가 약 23,100개의 메시지를

발생시킨 데 비해 Cell-based Raft는 약 18,400개에 그쳐 약 20.3% 절감되었으며 전체 노드 구간에서의 평균 감소율은 약 19.3%로 나타났다. 또한 이 격차는 노드 수가 늘어날수록 벌어지는 양상을 보였다. 결국 셀 단위 집약은 노드 증가에 따라 누적되는 반복 통신을 억제함으로써 리더 노드의 메시지 처리 부담을 낮추는 데 기여한다.

Fig. 7는 UAV 노드 수 변화에 따른 Cell-based Raft와 제안하는 GAN-Adaptive Raft의 평균 합의 지연을 비교한 결과이다. 참여 노드가 늘어나면 로그 복제와 응답 확인에 소요되는 시간이 누적되므로 두 기법 모두 노드 수에 비례해 지연이 증가하는 경향을 보인다. 노드 10개의 소규모 환경에서는 노드 신뢰도와 데이터 품질을 산출하는 부가 연산으로 인해 제안 기법의 지연이 Cell-based Raft보다 소폭 높게 측정되었다. 반면 노드 수가 늘어날수록 통신 신뢰도와 데이터 품질에 기반한 동적 합의 그룹 구성의 이득이 산출 비용을 상회하여 두 기법의 지연 격차가 역전되었으며, 노드 50개 기준 Cell-based Raft가 약 305ms를 기록한 데 비해 제안 기법은 약 230ms에 머물렀다. 전체 실험 구간 평균으로는 약 15.1%의 지연 감소에 해당한다. 이러한 결과는 네트워크 상태에 따라 합의 참여 노드를 선별하는 적응형 구조가 노드 수 증가로 인한 합의 지연과 통신 부하를 완화하는 데 효과적임을 보여준다.

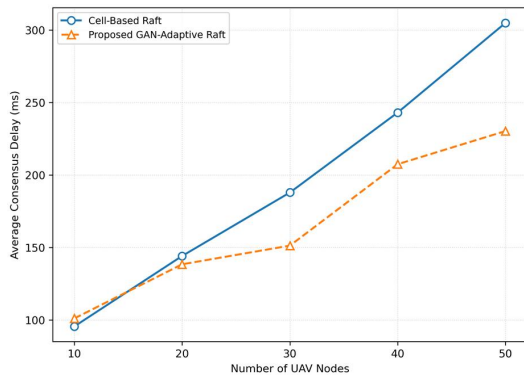


Fig. 7. Average Consensus Delay According to the Number of UAV Nodes

V. Conclusions

본 논문에서는 높은 이동성과 불안정한 링크로 인해 데이터 유실과 합의 지연이 빈번히 발생하는 FANET 환경을 대상으로 GAN 기반 데이터 복원과 적응형 Cell-based Raft 합의를 결합한 경량 블록체인 프레임워크를 제안하였다. 제안 프레임워크는 UAV 간 전송 중 손상된 이미지

를 ESRGAN으로 재구성하고 복원 데이터의 해시값을 포함하는 트랜잭션을 생성하여 복원 이후의 변경 여부를 검증하고 처리 이력의 추적성을 제공한다. 또한 보안 용량과 데이터 품질 점수를 결합한 리더 선출과 셀 단위 트랜잭션 집약을 통해 합의 과정의 통신 부담을 완화한다. NS-3 기반 FANET 시뮬레이션을 통해 제안 기법의 성능을 검증한 결과, ESRGAN은 패킷 손실률 20%의 고손실 환경에서도 기존 GAN 대비 높은 SSIM을 유지하여 복원 모듈로서의 적합성을 입증하였다. 또한 Cell-based Raft는 노드 50개 기준 AppendEntries RPC 메시지를 약 20.3% 절감하였으며 노드 신뢰도와 데이터 품질을 반영한 적응형 합의 구성은 평균 합의 지연을 약 15.1% 감소시켰다. 이러한 결과는 본 프레임워크가 데이터 품질 보완과 합의 처리 경량화를 동시에 달성하여 자원 제약이 있는 FANET 환경에 적용 가능한 블록체인 구조임을 보여준다.

향후 연구로는 UAV 탑재가 용이하도록 ESRGAN의 모델 경량화 및 추론 가속을 적용하고 노드 수와 트래픽 패턴에 따라 셀 크기를 동적으로 조절하는 기법을 통해 합의 효율을 추가로 개선할 계획이다. 아울러 악의적 노드의 참여를 가정한 보안 위협 시나리오에서 제안 기법의 강건성을 검증하는 연구를 진행하고자 한다.

ACKNOWLEDGEMENT

This research was supported by the 2025 Academic Research Grant of the Korean Bible University.

REFERENCES

- [1] M. J. Almansor, N. M. Din, M. Z. Baharuddin, M. Ma, H. M. Alsayednoor, M. A. Al-Shareeda, and A. J. Al-asadi, "Routing Protocols Strategies for Flying Ad-Hoc Network (FANET): Review, Taxonomy, and Open Research Issues," *Alexandria Engineering Journal*, Vol. 109, pp. 553-577, Dec. 2024. DOI: 10.1016/j.aej.2024.09.032.
- [2] T. Kim, S. Lee, K. H. Kim, and Y.-I. Jo, "FANET Routing Protocol Analysis for Multi-UAV-Based Reconnaissance Mobility Models," *Drones*, Vol. 7, No. 3, Article 161, Feb. 2023. DOI: 10.3390/drones7030161.
- [3] X. Tong, X. Li, F. Ding, and Y. Liu, "Network Consensus Analysis and Optimization of Distributed FANETs Based on Multi-Agent

- Consensus Theory,” *EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking*, Vol. 2023, Article 43, May 2023. DOI: 10.1186/s13638-023-02241-8.
- [4] M. Abdelhafidh and A. B. Mnaouer, “A Novel Communication Resources-Aware Consensus Algorithm for Blockchain-Based Key Management Scheme to Secure Clustered FANETs,” *Cluster Computing*, Vol. 28, No. 6, Article No. 411, July 2025. DOI: 10.1007/s10586-024-05080-4.
- [5] D. Yu, H. Wu, Y. Sun, L. Zhang, and M. Imran, “Adaptive Protocol of Raft in Wireless Network,” *Ad Hoc Networks*, Vol. 154, Article 103377, Mar. 2024. DOI: 10.1016/j.adhoc.2023.103377.
- [6] R. Xiong, Q. Xiao, Z. Wang, Z. Xu, and F. Shan, “Leveraging Lightweight Blockchain for Secure Collaborative Computing in UAV Ad-Hoc Networks,” *Computer Networks*, Vol. 251, Article 110612, Sep. 2024. DOI: 10.1016/j.comnet.2024.110612.
- [7] Y. Kim, A. Nam, and D. Yang, “Discriminator of ESRGAN Based on Squeeze-and-Excitation Block and Inception Module for Qualitative Image,” *Korea Computer Graphics Society*, Vol. 30, No. 5, pp. 21-30, 2024. DOI: 10.15701/kegs.2024.30.5.21.
- [8] P. Nandal, S. Pahal, A. Khanna, and P. R. Pinheiro, “Super-Resolution of Medical Images Using Real-ESRGAN,” *IEEE Access*, Vol. 12, pp. 176155-176170, 2024. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3497002.
- [9] X. Wang, K. Yu, S. Wu, J. Gu, Y. Liu, C. Dong, C. C. Loy, Y. Qiao, and X. Tang, “ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks,” *Computer Vision-ECCV 2018 Workshops, Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 11133, pp. 63-79, 2019. DOI: 10.1007/978-3-030-11021-5_5.
- [10] C. G. de L. Almeida, E. A. Nogueira, J. P. Felix, A. U. Fonseca, G. Vieira, W. G. Rodrigues, et al., “Application of Real-ESRGAN to Improve Resolution in Agricultural Satellite Images,” *Proceedings of the 2025 IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, pp. 527-532, May 2025. DOI: 10.1109/CCECE64018.2025.11364501.
- [11] X. Wang, L. Xie, C. Dong, and Y. Shan, “Real-ESRGAN: Training Real-World Blind Super-Resolution with Pure Synthetic Data,” *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, pp. 1905-1914, 2021. DOI: 10.1109/ICCVW54120.2021.00217.
- [12] J. Song, H. Yi, W. Xu, X. Li, B. Li, and Y. Liu, “ESRGAN-DP: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network with Adaptive Dual Perceptual Loss,” *Heliyon*, Vol. 9, No. 4, Article e15134, April 2023. DOI: 10.1016/j.heliyon.2023.e15134.
- [13] N. C. Rakotonirina and A. Rasoanaivo, “ESRGAN+: Further Improving Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network,” *Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 3637-3641, Barcelona, Spain, May 2020. DOI: 10.1109/ICASSP40776.2020.9054071.
- [14] V. Agarwal, M. C. Lohani, A. S. Bist, L. Rahardja, M. Hardini, and G. Mustika, “Deep CNN-Real ESRGAN: An Innovative Framework for Lung Disease Prediction,” *Proceedings of the 2022 IEEE Creative Communication and Innovative Technology (ICCIT)*, pp. 1-6, Tangerang, Indonesia, November 2022.
- [15] D. Ongaro and J. Ousterhout, “In Search of an Understandable Consensus Algorithm,” *Proceedings of the 2014 USENIX Annual Technical Conference (USENIX ATC 14)*, pp. 305-319, Philadelphia, PA, USA, June 2014. DOI: 10.5555/2643634.2643666.
- [16] Y. Peng and J. Huang, “Enhancing RAFT Consensus With Network Reliability in Permissioned Blockchains,” *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 75, pp. 24-38, January 2026. DOI: 10.1109/TR.2025.3627300.
- [17] A. Melnychuk and B. SebaRaj, “Implementation and Evaluation of Fast Raft for Hierarchical Consensus,” *arXiv Preprint arXiv:2506.17793*, June 2025. DOI: 10.48550/arXiv.2506.17793.
- [18] Z. Wang, H. Wang, Z. Li, X. Li, Y. Miao, Y. Ren, Y. Wang, Z. Ren, and R. H. Deng, “Robust Permissioned Blockchain Consensus for Unstable Communication in FANET,” *IEEE/ACM Transactions on Networking*, Vol. 32, No. 1, pp. 699-712, February 2024. DOI: 10.1109/TNET.2023.3295378.
- [19] Y. Zhang, G. Cui, and W. Sui, “A Raft Consensus Algorithm Modification for Adapting Frequent Leader Switch in Multi-Agent Swarm Robotics Applications,” *Proceedings of the International Conference on Guidance, Navigation and Control (ICGNC 2024), Lecture Notes in Electrical Engineering*, Vol. 1338, pp. 618-629, Singapore, August 2024. DOI: 10.1007/978-981-96-2204-7_59.
- [20] M. K. Ulukök, İ. Saryıldız, and V. Evrim, “Hybrid Raft-PoW Blockchain Consensus Algorithm,” *IEEE Access*, Vol. 13, pp. 72067-72076, 2025. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3562725.
- [21] H. Yang, Y. Feng, and W. Zhang, “LRD-Raft: Log Replication Decouple for Efficient and Secure Consensus in Consortium-Blockchain-Based IoT,” *IEEE Internet of Things Journal*, Vol. 12, No. 7, pp. 8807-8820, April 2025. DOI: 10.1109/JIOT.2024.3506601.
- [22] Y. Wang, H. Luo, G. Sun, and H. Yu, “SCRaft: Achieving Fast and Stable Elections in Raft Consensus Algorithm,” *Proceedings of the 2024 IEEE International Conference on High Performance Computing and Communications (HPCC)*, pp. 561-568, Sanya, China, December 2024. DOI: 10.1109/HPCC64274.2024.00081.
- [23] S. Loyka and N. Merhav, “The Secrecy Capacity of the Wiretap Channel With Additive Noise and Rate-Limited Help,” *IEEE Transactions on Information Theory*, Vol. 70, No. 1, pp. 189-205, January 2024. DOI: 10.1109/TIT.2023.3322116.

Authors



Dana Yang received the B.S. degree in the Department of Computer Software from Korean Bible University in 2014, the M.S and Ph.D. degree in computer science and engineering from Ewha Womans University.

Seoul, South Korea, in 2023. She is currently an Assistant Professor with the Department of Artificial Intelligence, Korean Bible University. Her research interests include machine learning, blockchain, authentication, steganography, flying adhoc network (FANET) security, and D2D network security. She received the Outstanding Paper Award from the 20th International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT), in 2018.