



Received: 2026/02/12
Revised: 2026/02/24
Accepted: 2026/03/04
Published: 2026/03/31

***Corresponding Author:**

Byeong-Il Choi
264-60, Sanho-daero, Gumi-si, Gyeongsangbuk-do,
39370, Republic of Korea
Tel: +82-54-460-8709
Fax: +82-54-460-8519
E-mail: bi.choi@hanwha.com

화질복원 딥러닝 모델을 이용한 전투체계 스냅샷 이미지 전송 효율 향상에 관한 연구

Improving Snapshot Image Transfer Efficiency in Naval Combat Systems Using Super-Resolution Deep Learning

최병일^{1*}, 이재근², 손이현², 유성범³

¹한화시스템 해양연구소 선임연구원

²한화시스템 해양연구소 전문연구원

³한화시스템 해양연구소 연구원

Byeong-Il Choi^{1*}, Jae-Geun Lee², Yi-Hyun Son², SeongBeom Yoo³

¹Senior engineer, Naval R&D Center, Hanwha Systems

²Principal engineer, Naval R&D Center, Hanwha Systems

³Engineer, Naval R&D Center, Hanwha Systems

1. 서론

디지털 영상 기술의 발전과 함께 고화질 콘텐츠의 수요가 급증하고 있다. 그러나 고화질 데이터는 데이터 용량이 크기 때문에 저장, 전송, 처리 과정에서 막대한 자원과 시간을 소모한다는 단점이 존재한다. 특히, 실시간성이 중요한 전투체계와 같이 제한된 대역폭 환경에서는 데이터 전송 지연이 시스템 전체의 성능 저하 및 작전 수행 능력에 심각한 영향을 미칠 수 있다. 최근에는 고화질 데이터뿐만 아니라, 짧은 순간에 포착되는 스냅샷 형태의 이미지 데이터 또한 전투체계 내에서 중요한 정보 획득 수단으로 활용되고 있다[1].

과거에는 낮은 해상도의 장비가 보편적으로 사용되었으나, 화질이 낮아 정보 손실이 크고 목표 식별 및 상황 판단에 어려움을 초래했다. 최근에는 고화질 장비의 보급이 확대되면서 선명하고 디테일한 데이터를 제공할 수 있게 되었지만, 데이터 전송 시간 증가는 피할 수 없는 과제가 되었다. 특히, 스냅샷과 같이 짧은 시간에 다량의 데이터를 전송해야 하는 경우, 데이터 용량 문제는 더욱 심각해진다. 즉, 저화질 데이터는 정보 부족으로 인한 오판 가능성을 높이고, 고화질 데이터는 전송지연으로 인한 실시간 대응 능력 저

Abstract

함정 전투체계는 수상센서 영상과 스냅샷을 통해 표적 탐지 및 식별을 수행한다. 그러나 일부 장비는 고화질 이미지를 전송해 지연과 저장 비효율 문제가 발생한다. 이를 해결하기 위해 본 논문은 저화질 이미지를 송신하고 딥러닝 기반 Real-ESRGAN 모델을 적용해 복원하는 방안을 제안한다. 복원된 이미지 품질은 PSNR과 SSIM 지표로 검증되었으며, 그 결과 전송 지연과 저장 효율이 개선되고 전투체계 운용성과 AI 적용 가능성이 확인되었다.

Naval combat systems utilize surface sensor imagery and snapshots as core elements for target detection and identification. However, some equipment transmit high-resolution images, causing delays and inefficiencies in storage management. To address this, this study proposes transmitting low-resolution images and applying the deep learning-based Real-ESRGAN (Real Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network) model for restoration. The quality of the restored images was evaluated using PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) and SSIM (Structural Similarity Index Measure) metrics, demonstrating reduced transmission delay, improved storage efficiency, enhanced system operability, and the feasibility of AI integration within naval combat systems.

Keywords

함정 전투체계(Naval Combat System), 스냅샷(Snapshot), 저화질(Low-Resolution), 인공지능(AI), Real-ESRGAN

Acknowledgement

This work was supported by the Government of the Republic of Korea in 2024 (912957501).

하를 야기하며, 이는 전투체계의 잠재적인 문제로 작용할 수 있다. 새로운 데이터 전송 방식은 기존 방식의 한계를 극복하기 위한 시도이지만, 여전히 데이터 용량 및 전송 효율성 측면에서 개선의 여지가 존재한다[2].

본 논문에서는 스냅샷 이미지의 화질을 개선하고 전송 성능을 향상시키기 위해 AI 기반의 화질 복원 및 성능개선 기술을 적용한다. AI 딥러닝 모델 중 Real-ESRGAN(real enhanced super-resolution generative adversarial network)을 활용하여 스냅샷 이미지의 화질을 효과적으로 복원하고, 전투체계 내 기능에서의 AI 적용 가능성을 확인한다. 화질 복원된 이미지는 peak signal-to-noise ratio(이하 PSNR) 및 structural similarity index measure(이하 SSIM) 평가지표를 사용하여 원본 이미지와의 일치성을 분석하였다. 이는 저화질 스냅샷 이미지의 시각적 품질을 향상시켜 정보 획득 능력을 높이고, 고화질 데이터의 전송 시간을 단축하여 실시간 상황 인식 및 의사 결정을 지원함으로써, 제한된 네트워크 환경에서도 효율적인 전투체계 데이터 전송 시스템을 구축하는 데 기여할 수 있을 것이다[3].

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 전투체계, 딥러닝, Real-ESRGAN 모델, PSNR 및 SSIM 평가 지표에 대해 설명한다. 3장에서는 연구 내용에 따른 실험 결과 및 데이터 처리 속도에 대해 설명한다. 4장에서는 PSNR, SSIM 평가지표에 대한 결과 및 평가에 대해 설명하고 마지막 5장에서는 현재의 전투체계 시스템과의 비교를 통한 AI 적용 가능성에 대한 판단 및 향후 연구과제에 대한 방향성을 설명한다.

2. 본론

2.1 Naval Combat Management System

함정 전투체계는 함정에 탑재된 모든 센서 장비, 무장, 항해 지원 장비 등을 네트워크로 연결하여 서로 데이터를 공유하며 표적 탐지, 위협분석, 무장 할당, 교전 및 명중 평가까지 전투 효과를 극대화시키기 위한 함정 전투력의 핵심이 되는 시스템이다[4]. 레이더, 전자광학 등 함정에 탑재된 센서 장비들을 통해 표적을 분석하고 무장체계에 교전 명령을 내려 대함, 대잠전에서 최적의 공격 및 방어수단을 실시간으로 제공한다. 함정 전투체계는 Fig. 1과 같이 항해체계,

무장체계, 데이터링크 체계, 센서체계로 구성되며, 실시간으로 처리된 전술정보를 관리하고 전술상황 감시, 센서통제, 무장할당 및 발사통제 등을 포함한 각종 전술대응을 용이하도록 지원한다[5,6].

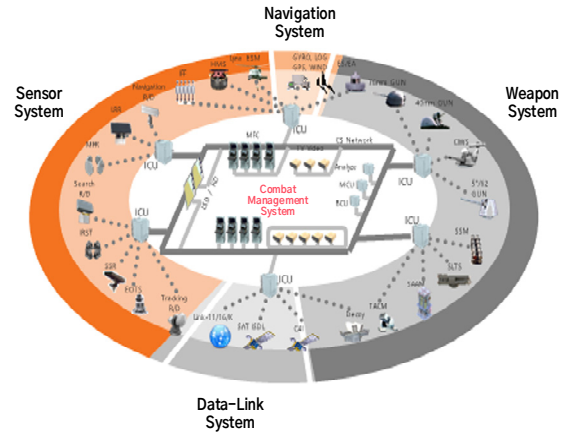


Fig. 1. Naval combat management system[7]

전투체계를 이루는 많은 장비들 중 영상 기반 표적 탐지 및 추적이 가능한 광학장비는 실시간 상황 인식과 신속한 대응을 가능하게 하는 핵심 구성 요소로 주목받고 있다[8]. 특히 해당 장비에 내장된 스냅샷(snapshot) 기능은 특정 시점의 영상을 정지 이미지로 저장함으로써 작전 중 발생하는 주요 장면들을 분석 대상으로 삼을 수 있도록 지원한다. 이 기능은 영상 흐름 속에서 의미 있는 장면을 선별해 기록하고, 시스템 전반의 인지 효율성을 높이는 데 기여한다. 스냅샷 기능의 작동 과정은 Fig. 2에 나타낸 바와 같이, 크게는 표적 인식 → 이미지 생성 → 데이터 전송 → 데이터 저장의 흐름으로 구성된다.



Fig. 2. Snapshot flow

이 과정에서 고화질 이미지 데이터 전송 시 발생하는 문제는 다음과 같다.

첫째, 이미지 크기가 크기 때문에 전송 속도에서 문제가 발생한다. 초기 함정의 전자광학장비에서 전송하는 스냅샷의 일반적인 크기는 1 MB를 넘지 않는다. 스냅샷 이미지의 크기가 크지 않았기 때문에 실제 운용 환경에서 전송이 완료되는 시간도 1초가 채 되지 않았다. 근래에는 이러한 장비들의 성능이 올라가면서, 다수의 스냅샷을 한 번의 명령으로 찍어 보내는

기능이 추가되었을 뿐만 아니라 스냅샷의 크기도 평균 10 MB 정도로 증가되었다. 단순히 수치로만 따져봐도 10배가 증가한 셈이다. 스냅샷 전송 방식은 그 대로기 때문에 당연히 전송 속도에서 차이가 발생하게 된다.

둘째, 이미지 저장공간의 낭비가 발생하게 된다. 합정 내 스냅샷 등의 데이터를 저장하고 있는 저장장치의 최대 용량은 평균적으로 OOTB다. 고화질 이미지의 크기가 일반 화질의 스냅샷 이미지와 10배가 차이나기 때문에 저장할 수 있는 스냅샷의 크기도 그만큼 줄어들게 되고, 저장장치의 용량도 빠른 속도로 차게 된다.

이에 본 연구에서는 AI 딥러닝 모델을 적용하여 해당 문제를 해결하고자 한다. 저화질 이미지를 빠른 속도로 전송하고, 딥러닝 모델을 통한 화질 복원을 함으로써 전송 속도 개선과 데이터 저장 효율을 증가시킬 수 있다. AI 모델 적용 결과를 바탕으로 복원 화질에 대한 평가지표에 따른 성능 분석을 수행하여, 전투체계에 AI를 적용할 가능성을 평가한다.

2.2 Deep Learning

딥러닝은 인공신경망(artificial neural network, ANN)의 한 분야로, 인간의 신경망 구조를 모방하여 복잡한 데이터 패턴을 학습하고 예측하는 기술이다. 전통적인 머신러닝 기법은 특징 추출을 위해 전문가의 지식이나 수동적인 엔지니어링에 의존하는 반면, 딥러닝은 다층 구조의 신경망을 통해 데이터로부터 자동으로 특징을 학습하는 것이 특징이다[9]. 이러한 자동 특징 학습 능력은 이미지 인식, 음성 인식, 자연어 처리 등 다양한 분야에서 뛰어난 성능을 보여준다. 다양한 딥러닝 모델이 존재하며, 각 모델은 특정 유형의 데이터나 문제에 특화되어 있다. 대표적으로는 이미지 분류, 객체 탐지, 이미지 분할 등에 사용되는 합성곱 신경망(convolutional neural network, CNN), 자연어 처리, 음성 인식, 시계열 예측 등에 활용되는 순환 신경망(recurrent neural network, RNN), 번역, 텍스트 요약, 질의응답 등에 활용되는 변환기(transformer) 등이 있다[10,11].

2.3 Image Super-Resolution

이미지 초해상화(super-resolution)는 저해상도

(low-resolution) 영상으로부터 고해상도(high-resolution) 영상을 복원하는 기술로, 컴퓨터 비전과 멀티미디어 처리 분야에서 핵심적인 연구 주제이다. 기존의 선형 보간법이나 사전 기반 기법은 계산 비용이 낮지만, 텍스처나 세부 구조의 복원 능력이 제한적이다.

심층 신경망(deep neural network)의 발전 이후, SRCNN, EDSR, ESRGAN 등 다양한 딥러닝 기반 SR 모델이 제안되었으며, 특히 ESRGAN은 생성적 적대 신경망(generative adversarial network)의 구조를 활용하여 시각적으로 더욱 자연스럽고 현실적인 결과를 제공하였다. 그러나 ESRGAN은 학습 시 인위적으로 다운샘플링된 데이터셋을 활용하므로, 실제 환경에서 발생하는 복잡한 열화(degradation) 요인에 대응하는 데 한계를 가진다.

2.4 Real-ESRGAN(Real Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Network)

Real-ESRGAN은 실세계 이미지 복원에 최적화된 다양한 기술적 개선을 도입한 고성능 초해상도 모델이다. 단순히 해상도를 향상시키는 데 그치지 않고, 실제 환경에서 발생하는 복잡하고 다양한 열화 조건을 효과적으로 반영함으로써, 보다 현실적이고 시각적으로 우수한 복원 결과를 제공하는 것을 목표로 한다. 기존 ESRGAN의 구조적 강점을 계승하면서도, 다음과 같은 여러 측면에서 개선을 이루어냈다[12].

첫째, 다단계 열화 모델링을 통해 학습 데이터를 보다 현실적으로 생성한다. 기존의 초해상도 모델들은 주로 bicubic 다운샘플링과 같은 단순한 방식으로 저해상도 이미지를 생성하여 학습에 활용해왔다. 그러나 이러한 방식은 실제 환경에서 발생하는 다양한 열화 요인을 충분히 반영하지 못하며, 결과적으로 모델의 일반화 성능을 저하시킬 수 있다. Real-ESRGAN은 이러한 한계를 극복하기 위해 다단계 열화 모델링을 도입하였다.

이 열화 과정은 크게 두 단계로 구성된다. Fig. 3와 같이 1단계 열화에서는 Gaussian 블러를 적용하여 이미지의 선명도를 낮추고, 가산 노이즈(additive noise)를 추가하며, JPEG 압축을 통해 손실 압축에 따른 품질 저하를 모사한다. 이어지는 2단계 열화에서는 1단계에서 생성된 이미지를 다시 다운샘플링하

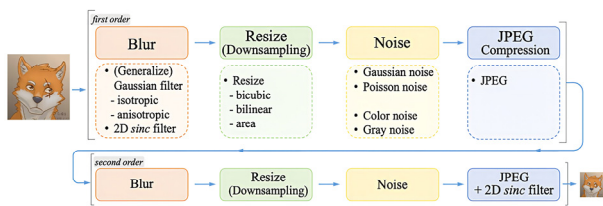


Fig. 3. Second-order degradation model[13]

고, 추가적인 노이즈 및 압축을 적용함으로써, 저장 및 전송 과정에서 발생할 수 있는 복합적인 열화 조건을 정교하게 재현한다. 이러한 방식은 카메라 센서의 물리적 한계, 디지털 저장장치의 압축 손실, 네트워크 전송 중 발생하는 품질 저하 등 다양한 실세계 요인을 반영할 수 있어, 모델이 실제 환경에서도 높은 복원 성능을 발휘할 수 있도록 돕는다.

둘째, RRDB(residual-in-residual dense block) 구조를 활용하여 고주파 성분과 텍스처 복원에 강점을 가진다. Real-ESRGAN은 ESRGAN에서 도입된 핵심 구성 요소인 RRDB 구조를 그대로 계승한다.

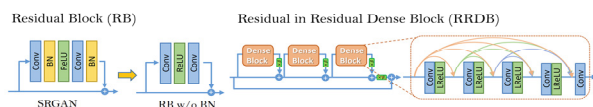


Fig. 4. Architecture of RRDB[14]

Fig. 4에서 확인할 수 있듯 RRDB는 잔차 연결(residual connection)과 밀집 연결(dense connection)을 결합한 형태로, 깊은 네트워크에서도 안정적인 학습을 가능하게 한다. 특히, 고주파 성분(high-frequency details)과 세밀한 텍스처(texture) 복원에 효과적이며, 이미지의 디테일을 살리는 데 중요한 역할을 한다. 이 구조는 단순히 정보를 전달하는 데 그치지 않고, 다양한 수준의 특징(feature)을 효과적으로 통합함으로써, 복잡한 이미지 구조를 보다 정밀하게 복원할 수 있도록 설계되었다. 결과적으로, Real-ESRGAN은 저해상도 이미지에서도 선명한 윤곽과 질감 표현이 가능하며, 시각적으로 자연스러운 결과를 생성할 수 있다.

셋째, U-Net 기반 판별기를 도입하여 전역적 일관성과 지역적 디테일을 동시에 고려한다. GAN 기반 모델에서 판별기(discriminator)는 생성된 이미지의 품질을 평가하고, 이를 바탕으로 생성기를 개선하는 역할을 한다. 기존 ESRGAN에서는 패치 기반 판별기를 사용하여 이미지의 국소적인 품질을 평가했지만, 이는 이미지

전체의 구조적 일관성을 반영하는 데 한계가 있었다.



Fig. 5. Architecture of the U-Net discriminator with spectral normalization[13]

Real-ESRGAN은 이러한 문제를 해결하기 위해 U-Net 구조를 응용한 판별기를 도입하였다. U-Net은 원래 의료 영상 처리에서 널리 사용되는 구조로, 다중 스케일 특징 추출과 넓은 수용영역(receptive field)을 동시에 확보할 수 있는 장점이 있다. 이를 판별기에 적용함으로써, Real-ESRGAN은 이미지의 전역적 일관성(global consistency)과 지역적 세부 묘사(local detail)를 동시에 고려할 수 있게 되었다. 이러한 설계는 이미지 내의 구조적 불연속성이나 왜곡을 줄이고, 보다 사실적인 복원 결과를 도출하는 데 기여한다. 특히, 복잡한 배경이나 미세한 텍스처가 포함된 이미지에서도 자연스럽게 조화로운 결과를 생성할 수 있다.

Real-ESRGAN은 단순한 해상도 향상을 넘어, 실제 환경에서 발생하는 다양한 열화 조건을 정교하게 반영하고, 구조적으로 안정적인 학습과 고품질 복원을 동시에 달성하는 모델이다. 다단계 열화 모델링을 통해 현실적인 학습 데이터를 생성하고, RRDB 구조를 통해 세밀한 디테일을 복원하며, U-Net 기반 판별기를 통해 이미지의 전반적인 품질을 평가하고 개선하는 등, 전반적인 설계가 실세계 적용에 최적화되어 있다[15].

이러한 특징 덕분에 Real-ESRGAN은 오래된 사진 복원, 저화질 영상 개선, 모바일 촬영 이미지 향상 등에서 매우 유용하게 활용될 수 있으며, 실제 환경에서도 높은 수준의 복원 성능을 안정적으로 제공하는 강력한 초해상도 모델로 평가받고 있다.

2.5 PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)

PSNR의 사용 목적은 생성 또는 압축된 영상의 화질에 대한 손실 정보를 평가하기 위함이다. 결과에 대한 의미는 손실이 적을수록, 다시 말하면 화질이 좋을수록 높은 값을 가지게 된다. 다만, 무손실 영상의 경

우 MSE(mean squared error)가 0이 되기 때문에 PSNR을 정의할 수 없다. MSE는 평균 제곱 오차를 의미하며 영상 처리 분야에서 CNN feature값들을 비교하는데 사용하는 방법 중 하나이다. MSE를 구하는 산출식은 식 (1)과 같다.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (1)$$

Y_i : 원본 이미지의 픽셀값

\hat{Y}_i : 예측 이미지의 픽셀값

MSE가 0이 되는 경우는 두 이미지가 동일한 경우고 이때 PSNR을 정의할 수 없는 이유는 PSNR의 산출식 (2)를 보면 확인할 수 있다.

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{p^2}{MSE} \right) \quad (2)$$

p : 픽셀의 최대값

PSNR을 구하는 식에서 MSE의 값이 분모로 들어가기 때문에 0이 올 수 없다. PSNR의 중요한 점은 인간이 시각적으로 느끼는 품질 차이를 표현한 방법이 아니기 때문에 결과값이 높게 나오더라도 사람의 눈으로 봤을 때 화질이 안 좋아 보일 수도 있게 된다. 본 논문의 결과값에 대한 평가 기준은 35 dB 이상이다. 해당 수치는 사람이 시각적으로 품질 차이를 거의 느끼지 못하는 수준인 30 dB과 원본과 동일한 수준으로 간주할 수 있는 수치인 40 dB의 중간으로 잡았다[16].

2.6 SSIM(Structural Similarity Index Measure)

SSIM은 PSNR과 다르게 수치적 예러가 아닌 인간의 시각적 화질 차이를 평가하는 방법이다. 이미지의 휘도(luminance), 대비(contrast), 구조(structure)의 세 가지 요소를 비교하여 유사도를 평가한다. SSIM을 구하는 산출식은 식 (3)과 같다.

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)]^\alpha \cdot [c(x, y)]^\beta \cdot [s(x, y)]^\gamma \quad (3)$$

x, y : 비교 대상 이미지

l : 휘도(luminance)

c : 대비(contrast)

s : 구조(structure)

α, β, γ : 각 항목의 중요도

인간의 시각 시스템은 이미지의 절대적인 픽셀값보다는 이러한 구조적 정보에 더 민감하게 반응한다는 점을 고려해 설계되었다. SSIM의 결과는 0~1 사이의 값을 가지며 1에 가까울수록 두 이미지가 유사하다는 의미를 나타낸다. 본 논문의 평가 기준은 0.85 이상으로 앞서 PSNR의 평가 기준과 마찬가지로, 두 이미지가 상당히 유사하다고 평가되는 0.8과 원본과 동일한 수준으로 간주할 수 있는 수치인 0.9의 중간이다[17].

3. 제안방안

현대 전투체계에서 이미지 기반 정보의 전송 및 전시는 작전 효율성과 상황 인식 능력에 직접적인 영향을 미친다. 특히 고해상도 이미지의 실시간 전송은 네트워크 대역폭, 저장장치의 처리 능력, 전시 장치의 렌더링 성능 등 다양한 요소에 부담을 주며, 시스템 전체의 응답성과 안정성에 영향을 미칠 수 있다. 본 장에서는 이러한 문제를 해결하기 위한 새로운 이미지 전송 및 전시 방식으로, 전송 단계에서의 다운샘플링과 전시 단계에서의 화질 복원 기법을 결합한 효율적인 처리 구조를 제안한다. 제안된 방식은 전송 효율성과 시각적 품질을 동시에 확보할 수 있도록 설계되었으며, 전투체계의 실시간성과 자원 최적화를 고려한 구조적 개선을 포함한다.

3.1 Existing System Flow

기존 전투체계에서의 이미지 처리 과정은 Fig. 6를 통해 확인이 가능하다.

전투체계 내에서 이미지 전송, 저장, 전시까지의 흐름은 여러 단계로 구성되어 있으며, 각 단계는 상호 연계되어 작동한다. 기본적인 흐름은 다음과 같다.

첫째, 외부 장비에서 생성된 이미지는 연동장치를 통해 전투체계 내부로 전송된다. 이때 사용되는 전송 방식은 SFTP(secure file transfer protocol)로, SSH 기반의 보안 프로토콜을 통해 데이터의 무결성과 기

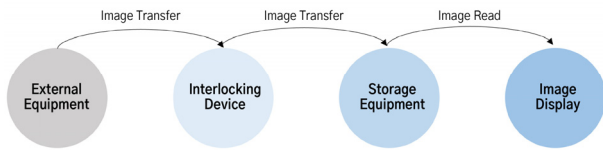


Fig. 6. Snapshot storage process for combat system

밀성을 보장한다. SFTP는 군사 시스템에서 요구되는 보안 수준을 만족시키지만, 대용량 이미지 전송 시에는 전송 지연이 발생할 수 있다. 실제로 외부 장비에서 생성되는 이미지의 크기는 한 장당 약 10 MB에서 최대 14 MB에 이르며, 한번에 최대 10장의 이미지가 전송되는 구조이다. 따라서 총 전송량은 최대 140 MB에 달할 수 있으며, 이는 제한된 네트워크 환경에서 병목 현상을 유발할 수 있다.

둘째, 연동장치는 수신한 이미지를 내부 저장장치로 이동시킨다. 이 과정에서는 별도의 압축이나 최적화 없이 원본 이미지가 그대로 저장되며, 저장장치의 처리 속도와 용량에 따라 이미지 저장에 시간이 소요될 수 있다. 특히 연속적으로 이미지가 수신되는 상황에서는 저장장치의 입출력 처리량이 포화하여 시스템 전체의 응답성이 저하될 수 있다.

셋째, 저장된 이미지는 화면 장치에서 읽어와 전시된다. 전시 장치는 저장장치에 접근하여 이미지를 로딩하고, 이를 사용자에게 시각적으로 제공하는 역할을 한다. 그러나 고해상도 이미지의 경우 렌더링 시간이 증가하며, 전시 지연이나 프레임 드롭 등의 문제가 발생할 수 있다. 이는 작전 상황에서 실시간 정보 제공의 신뢰성을 저하할 수 있는 요소로 작용한다.

이처럼 기존 시스템은 이미지 품질을 유지할 수 있다는 장점이 있으나, 전송 시간 증가, 저장장치의 부담, 전시 지연 등의 문제를 동시에 내포하고 있다. 따라서 전송 효율성과 전시 성능을 동시에 개선할 수 있는 새로운 방식이 요구된다.

3.2 Proposal Method

본 논문에서는 기존 시스템의 한계를 극복하기 위해 이미지 전송 단계에서의 다운샘플링과 전시 단계에서의 화질 복원 기법을 결합한 새로운 처리 구조를 제안하며, 두 가지 핵심 절차를 포함한 새로운 절차는 Fig. 7과 같다.

제안된 방식은 전체 이미지 처리 흐름 중 전송과 전시라는 두 핵심 단계에 집중하여, 시스템의 효율성과

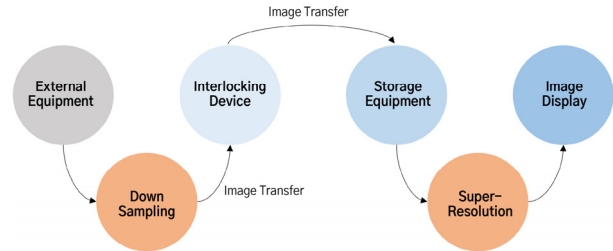


Fig. 7. Snapshot storage process for combat system

품질을 동시에 향상시키는 것을 목표로 한다.

첫째, 이미지 전송 이전에 외부 장비에서 원본 이미지를 사전에 다운샘플링한다. 다운샘플링은 이미지의 해상도와 화질을 낮추어 파일 크기를 줄이는 기법으로, 전송 속도 향상과 네트워크 자원 절감에 효과적이다. 본 방식에서는 원본 이미지의 해상도를 4736×2744 에서 1184×686 수준으로 축소하며, 이는 원본 이미지의 해상도 비율을 유지하면서 현 잠수함 전투체계 내 다기능콘솔이 제공하는 화면 해상도인 1280×720 을 넘지 않는 최대 해상도이다. 결과적으로 이미지의 화질을 낮춰 평균 파일 크기를 약 10 MB에서 약 830 KB 수준으로 감소시킨다. 이러한 다운샘플링은 전송 시간 단축, 네트워크 대역폭 절감, 저장장치의 처리 부담 감소, 전송 실패율 감소 등의 장점을 제공한다.

둘째, 다운샘플링된 이미지는 저장장치에 기록된 후, 화면 전시 직전에 Real-ESRGAN 모델을 통해 화질 복원 과정을 거친다. Real-ESRGAN은 실제 환경에서 발생하는 노이즈, 블러, 압축 아티팩트 등을 복원할 수 있는 GAN기반의 초해상도 복원 모델이다. 본 방식에서는 해상도를 다시 높이는 업스케일링이 아닌, 다운샘플링된 해상도를 유지한 채 화질만을 향상시키는 방식으로 적용된다. 이를 통해 실질적으로 전투체계 저장장치에 저장되는 이미지는 다운샘플링 이미지이며, 저장할 수 있는 최대 이미지 수는 고화질 이미지 대비 10배가 증가한다. 운용자가 실제로 저장된 이미지를 확인하는 과정에서만 화질 복원이 일어나게 되며, 이는 원본 이미지와 유사한 시각적 품질을 확보할 수 있고 렌더링 시간 최소화, 전시 처리기의 처리 부담 완화, 실시간 전시 가능성 향상 등의 효과를 기대할 수 있다. Real-ESRGAN은 특히 경계선, 텍스처, 색상 복원에 강점을 가지며, 해양 환경 특성상 화면의 대부분이 바다를 배경으로 한 이미지기 때문에 전투체계에서 요구되는 선명한 시각 정보 제

공에 적합하다. 복원된 이미지는 육안으로도 원본과 유사한 품질을 유지하며, 전시 목적에 충분한 시각적 신뢰도를 제공한다.

4. 실험 결과 및 평가

4.1 Overview

본 연구의 주요 목적은 고화질 이미지를 직접 전송하는 대신, 저화질로 다운샘플링된 이미지를 신속하게 전송한 후 AI를 이용한 화질 복원을 통해 원본과 유사한 품질로 재생성하는 것에 있다. 이를 검증하기 위해 두 가지 전송 환경에서의 네트워크 효율성과 복원 품질을 분석하였다. 현 전투체계 방식으로 고화질의 이미지를 전송하여 전투체계 저장장치에 저장되는 데까지 걸리는 시간을 측정하고, 저화질 이미지도 동일한 과정을 거쳐 전송 시간을 측정한다. 두 방식을 통해 측정된 전송 시간과 저장된 이미지의 품질도 비교하는 방식으로 진행한다.

전투체계에서 한 번에 전송할 수 있는 최대 장수인 10장을 전송하는 것으로 하고, 10 MB급 고화질의 원본 이미지 10장 전송을 먼저 수행한 뒤 1 MB 미만의 다운샘플링된 이미지 10장을 전송한다. 전송 과정은 현 전투체계 방식과 동일한 SFTP 프로토콜을 이용하여 수행하였고, 패킷 수준의 전송 특성을 Wireshark를 통해 캡처하였다. 전송 후 복원된 이미지는 Real-ESRGAN 모델을 이용하여 원본 대비 화질 유사도를 평가하였으며, 성능 평가지표로 PSNR과 SSIM을 사용하였다.

4.2 Test Environment Configuration

본 논문에서 제안하는 방안을 확인하기 위해 Fig. 8과 같이 환경을 구성하였다. 외부 장비를 모의할 시뮬레이터 PC, 그와 연결할 실제 전투체계 구성의 연동장치 PC, 이미지 저장을 위한 저장장치 PC, 화면 전시를 위한 전시처리장치 PC들을 각각 랜 스위치를 통해 연결되도록 구성하였다. 시뮬레이터 PC에는 외부 장비를 모의할 수 있는 시뮬레이터 SW를 실행하고, 연동/저장장치 PC에서는 전투체계 SW를 실행한다. 전시처리장치 PC에는 운용자 화면 전투체계 SW를 실행하면서 화질 복원을 위한 AI SW도 함께 실행한다.

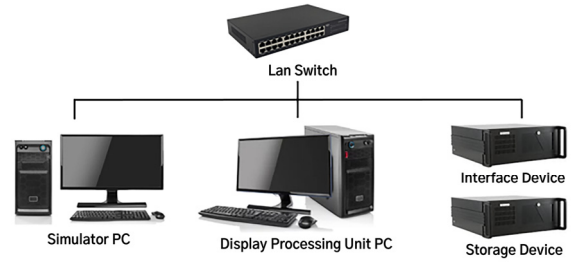


Fig. 8. Test environment

실험의 시작은 시뮬레이터 PC와 연동장치 간의 이미지 데이터 전송 시간을 측정하는 것으로, 두 가지 방식으로 측정한다. 첫 번째는 원본 이미지의 전송 시간, 두 번째는 다운샘플링 이미지의 전송 시간이다. 이후 전시처리장치 PC에서 저장장치에 접근하여 수신된 이미지를 전시하며, 이 과정에서 화질 복원을 적용하여 이미지 전시를 할 수 있도록 한다. 원본 이미지를 기준으로 다운샘플링, 복원 이미지의 품질 평가를 수행한다. 환경 구성 장비의 세부 정보는 Table 1과 같고, 전시처리장치 PC 내 AI 환경구성은 Table 2와 같다.

Table 1. Specification of test environment

	CPU	Mem	OS
Simulator PC	Intel Core i7-4770 @3.40Ghz	16GB	Window 7
Display Processing Unit PC	AMD Ryzen 5 7600	32GB	Window 10
Interface/Storage Device	Intel Xeon CPU E3-1280 3.60GHz	24GB	Ubuntu 20.04.4 LTS

Table 2. Experimental environments

Item	Specification / Version
GPU	Nvidia RTS 2080 Ti 11Gb
Lan Switch	1Gbps
basicsr	1.4.2
filterpy	1.4.5
opencv-python	4.12.0.88
PyTorch	2.8.0+cu126
scikit-image	0.24.0
scipy	1.13.1

4.3 Transmission Efficiency Analysis

Table 3는 이미지 크기별 전송 시간과 패킷 수를

나타낸다. 10 MB급 원본 이미지 10장을 전송하는데 소요된 총 전송 시간은 약 17.9초로, 이미지 한 장당 평균 1.79초의 전송 시간이 소요되었다.

그러나 실제 전투체계에서는 이미지 전송 완료 시점을 즉시 확인할 수 없기 때문에, 스냅샷 명령 이후 고정적으로 30초의 대기시간을 적용한다. 이에 따라 전송 자체에 17.9초가 소요되더라도, 운용 관점에서의 전송 완료 시점은 30초로 간주된다.

또한 전투체계 내부 연동장치에서 저장장치로의 추가적인 데이터 전송 과정이 포함될 경우, 약 10초의 시간이 추가로 소요된다. 결과적으로 고화질 스냅샷의 경우, 전송 시작 시점부터 전투체계 내 저장장치에 최종 저장되기까지의 전체 소요 시간은 약 40초에 이른다.

반면, 1 MB 미만으로 다운샘플링된 이미지 10장을 전송할 경우 전체 전송 시간은 크게 단축된다. 다운샘플링 처리에는 이미지 한 장당 0.06초가 소요되었으며, 평균 전송 시간은 약 0.15초로 측정되었다. 따라서 10장을 처리할 때, 다운샘플링부터 전송 완료까지 총 2.12초가 걸렸다.

이러한 결과는 체계 내 기존 30초 수준의 대기시간을 현저히 감소시킬 수 있음을 의미한다. 또한 전투체계 내부 연동장치를 통한 데이터 전송이 한 차례 추가로 이루어지더라도, 총 전송 시간은 약 3.64초로 5초 미만을 유지하며, 이는 원본 이미지 전송 대비 약 87.5%의 시간 절감 효과에 해당한다.

더불어 이미지 전시 단계에서는 10장의 이미지가 전송되더라도 실제 전시되는 이미지는 1장이므로, 복원 및 전시에 소요되는 시간은 약 1초 내외로 매우 짧다.

결과적으로, 다운샘플링된 이미지를 이용하면 전송 시간과 네트워크 부하가 현저히 감소하며, 이는 실시간 전송 또는 제한된 대역폭 환경에서 큰 장점을 가진다.

```

14 6.836415 TCP 74 192.168.206.24 46868 → 22 [SYN] Seq=0 Win=29200 Len=0 MSS=1468 SACK_PERM TSval=2166179588 TSecr=0 WS=128
15 6.839277 TCP 66 192.168.206.21 22 → 46868 [SYN] ACK=1 Seq=0 Win=65535 Len=0 MSS=1468 WS=256 SACK_PERM
16 6.838569 TCP 60 192.168.206.24 46868 → 22 [ACK] Seq=1 Ack=1 Win=29312 Len=0
17 6.839095 SSHv2 70 192.168.206.24 Client: Protocol (SSH-2.0-libssh2_1.11.0)
18 6.863687 SSHv2 83 192.168.206.11 Server: Protocol (SSH-2.0-libssh2_1.11.0)
19 6.864123 TCP 60 192.168.206.24 46868 → 22 [ACK] Seq=25 Ack=30 Win=29312 Len=0
20 6.864421 SSHv2 1174 192.168.206.11 Server: Key Exchange Init
21 6.864963 TCP 114 192.168.206.24 46868 → 22 [ACK] Seq=25 Ack=30 Win=29312 Len=1468 [TCP RST reassembled in 21]
22 6.864963 SSHv2 114 192.168.206.24 Client: Key Exchange Init
23 6.865095 TCP 54 192.168.206.11 22 → 46868 [ACK] Seq=1150 Ack=1545 Win=262656 Len=0
24 6.866423 SSHv2 102 192.168.206.24 Client: Elliptic Curve Diffie-Hellman Key Exchange Init
25 6.872094 SSHv2 670 192.168.206.11 Server: Elliptic Curve Diffie-Hellman Key Exchange Reply
26 6.872533 SSHv2 70 192.168.206.11 Server: New Keys
27 6.876581 SSHv2 70 192.168.206.24 Client: New Keys
28 6.876994 SSHv2 106 192.168.206.24 Client: Encrypted packet (Len=51)
29 6.877081 TCP 54 192.168.206.11 22 → 46868 [ACK] Seq=1782 Ack=1661 Win=262656 Len=0
30 6.877171 SSHv2 106 192.168.206.11 Server: Encrypted packet (Len=51)
31 6.877575 SSHv2 112 192.168.206.24 Client: Encrypted packet (Len=60)
32 6.877709 SSHv2 112 192.168.206.11 Server: Encrypted packet (Len=60)
33 6.878234 SSHv2 138 192.168.206.24 Client: Encrypted packet (Len=84)
34 6.108962 SSHv2 90 192.168.206.11 Server: Encrypted packet (Len=36)
35 6.109309 SSHv2 106 192.168.206.24 Client: Encrypted packet (Len=51)
36 6.109504 SSHv2 106 192.168.206.11 Server: Encrypted packet (Len=51)
37 6.110030 SSHv2 106 192.168.206.24 Client: Encrypted packet (Len=51)
38 6.110288 SSHv2 90 192.168.206.11 Server: Encrypted packet (Len=36)
39 6.110288 SSHv2 90 192.168.206.11 Server: Encrypted packet (Len=36)
40 6.110509 TCP 60 192.168.206.24 46868 → 22 [ACK] Seq=1937 Ack=3662 Win=34432 Len=0
41 6.110715 SSHv2 106 192.168.206.24 Client: Encrypted packet (Len=51)
    
```

Fig. 9. Image transmission packets

Table 3. Image transmission packet analysis

Img Type	No	Size (MB)	Trans. Time(s)	Packet Number
Original	1	10.2	1.807276	9080
	2	10.2	1.861689	9071
	3	10.1	1.847263	9071
	4	10.1	1.864705	9104
	5	10.2	1.81017	9172
	6	10.1	1.804769	9061
	7	10.1	1.719935	9068
	8	10.2	1.74974	9048
	9	10.1	1.74974	9054
	10	10.2	1.700272	9071
Down Sampling	1	0.834	0.151278	727
	2	0.834	0.154328	726
	3	0.834	0.152746	726
	4	0.834	0.158984	730
	5	0.834	0.150874	726
	6	0.834	0.150165	725
	7	0.834	0.150128	726
	8	0.834	0.149157	724
	9	0.834	0.149554	725
	10	0.834	0.152822	726

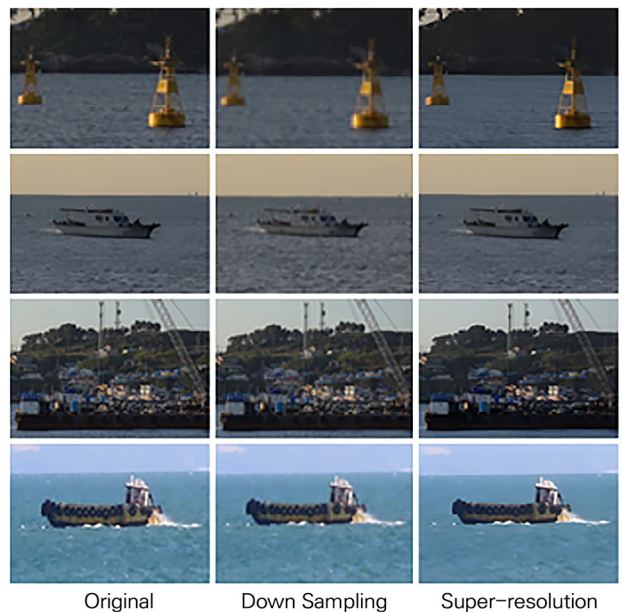


Fig. 10. Original, down sampling, super-resolution comparison results

4.4 Image Restoration Quality Analysis

전송된 다운샘플링 이미지는 Real-ESRGAN 모델을 통해 복원되었으며, Fig. 10은 원본 이미지, 다운샘플링 이미지, 그리고 복원된 이미지를 시각적으로 비교한 결과다.

복원된 이미지는 원본 대비 세부 질감과 윤곽선이 잘 복원되었으며, 선명도 및 색상 대비가 향상되었다. 이는 Real-ESRGAN이 실제 열화 모델을 기반으로 학습되어, 단순 업샘플링 방식 대비 자연스럽게 사실적인 복원 결과를 생성했기 때문이다.

4.5 Quantitative Evaluation

Table 4는 원본 이미지를 기준으로 다운샘플링 이미지와 복원 이미지의 PSNR 및 SSIM 비교 결과를 나타낸다.

Table 4. PSNR & SSIM result

No	Down Sampling		Real-ESRGAN	
	PSNR(dB)	SSIM	PSNR(dB)	SSIM
1	33.31	0.7522	35.63	0.9104
2	33.68	0.7674	35.84	0.9147
3	32.44	0.7487	35.24	0.9017
4	36.53	0.8312	39.13	0.9544
5	32.18	0.7361	35.26	0.9061
6	32.63	0.7553	35.41	0.9084
7	34.11	0.7792	36.87	0.9323
8	34.16	0.7801	36.80	0.9306
9	33.83	0.7677	35.88	0.9105
10	32.26	0.7353	35.32	0.9071

복원된 이미지는 PSNR 35 dB 및 SSIM 0.85 이상의 품질 지표를 만족하였다. 흥미로운 점은 Fig. 11에서 확인할 수 있듯이, 다운샘플링된 이미지 중 일부에서도 PSNR 기준치를 충족하는 결과가 나타났다는 것이다. 이는 PSNR이 인간의 시각적 인지 및 직접적으로 연관된 지표가 아니기 때문에, 수치적으로 높은 값을 기록하더라도 실제로는 화질이 저하된 것처럼 보일 수 있음을 시사한다. 반면 Fig. 12에 따르면, 다운샘플링된 이미지 중 SSIM 기준치를 만족한 사례는 확인되지 않았는데, 이는 SSIM이 PSNR과 달리 인간

의 시각적 품질 차이를 보다 정밀하게 반영하는 평가 방식이기 때문이다. 이러한 이유로 본 연구에서는 단일 평가지표에 의존하지 않고, PSNR과 SSIM 두 가지 지표를 병행하여 화질 복원 성능을 종합적으로 평가하였다.

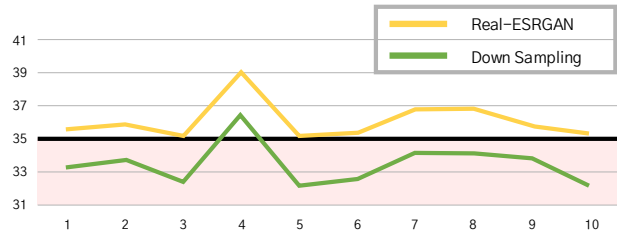


Fig. 11. PSNR results between original image

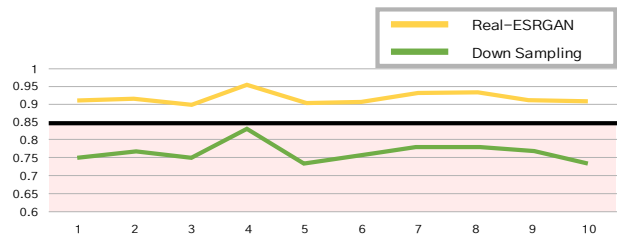


Fig. 12. SSIM results between original image

앞서 제시한 평가지표에 따라 실험을 수행한 결과, 모든 이미지가 해당 기준을 만족하였으며, 이는 복원된 이미지가 원본과 높은 구조적 유사도를 지닌다는 것을 의미한다. 또한, 주관적인 시각 품질 측면에서도 원본과 거의 구분이 어려울 정도로 우수한 복원 성능을 확인할 수 있었다.

또한 해양 환경의 특성상 표적이 흔들리거나 기후 변화로 인해 식별이 어려운 상황에서도, 화질 복원을 통해 선명한 표적의 이미지를 제공할 수 있다. 이는 운용자의 표적 식별 능력과 상황 인지, 운용 판단 등 전반적인 판단력을 크게 향상시키는 중요한 장점이다.

4.6 Overall Evaluation

이미지 전송부터 전시까지 일련의 과정을 거칠 때 원본 이미지를 전송하면 걸리는 소요 시간은 약 40초였으며, 제안 방식으로 이미지를 전송한다면 약 5초로 측정되어 87.5%의 절감 효율을 확인하였다. 제안하는 방식의 주요 성과는 다음과 같다. 첫째, 10 MB 크기의 이미지를 1 MB 미만의 이미지로 10배 이상의 파일 크기 감소를 통해 전송 시간 및 네트워크 부하를 대폭 절감하여 전송 효율성을 확보하였다. 둘째,

Real-ESRGAN을 이용한 복원 결과가 PSNR 35 dB 이상, SSIM 0.85 이상으로 원본 이미지와 높은 유사도를 유지하는 고품질 복원을 달성하였다. 셋째, 감소한 이미지 크기로 인해 전투체계 내 저장장치의 관리 효율성이 증가하였다. 넷째, 이미지 전송 시간을 18 초에서 1.5초로 단축함으로써, 저대역폭 환경에서도 고화질 이미지를 재현할 수 있는 시스템 유연성을 제공한다. 마지막으로, 화질 복원을 통한 선명한 표적 이미지를 제공함으로써 운용자의 표적 식별, 상황 인지 및 운용 판단 등 전반적인 판단력을 크게 향상시킬 수 있다.

본 연구는 일련의 실험을 통해 전송 효율성과 화질 복원 간의 균형을 달성한 효율적인 이미지 전송 체계를 제시하였다. 제안한 체계는 네트워크 대역폭이 제한된 환경에서도 고품질 시각 정보의 안정적인 전달이 가능함을 입증하였으며, 선명한 표적 이미지 제공을 통해 운용자의 상황 인지 및 판단 능력을 향상시켜 보다 효율적인 운용 환경을 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

5. 결론

본 연구는 함정 전투체계의 운용성을 향상시키기 위해, 저화질 이미지 전송과 딥러닝 기반 Real-ESRGAN 모델을 활용한 스냅샷 이미지 관리 방안을 제안하였다. 기존 전투체계에서는 고화질 이미지의 느린 전송 속도로 인해 운용자의 불필요한 대기가 발생하고 그와 연결하여 운용 지연 또한 발생하고 있다. 또한, 고용량 이미지의 저장이 저장장치의 용량 한계와 함께 관리 효율 저하를 일으킨다. 이를 해결하기 위해 본 연구에서는 저지연 전송과 고품질 복원 기술을 결합하여, 실시간 정보 제공이 가능한 효율적인 이미지 관리 체계를 구현하고자 하였다.

실험 결과, 제안하는 방식을 통해 전송 지연시간을 단축하고, Real-ESRGAN 모델을 적용하여 복원된 이미지의 품질을 원본 이미지 수준으로 유지할 수 있음을 확인하였다. 저용량의 이미지 저장으로 저장장치의 관리 효율이 증대되었고, 이미지 전시 시점에 화질을 복원하여 운용자에게 효율적인 운용 환경을 제공할 수 있게 되었다. 복원된 이미지는 PSNR 및 SSIM 평가지표를 통한 분석 결과, 복원된 이미지의 품질이 우수하며, 전투체계 운용에 필요한 정보의 신뢰성을

확보할 수 있음을 입증하였다.

결론적으로, 본 연구는 함정 전투체계 내 딥러닝 AI 모델의 적용 가능성을 확인하고, 실시간 정보 제공을 통한 운용성 개선에 기여할 수 있음을 보여준다. 향후 연구에서는 다양한 해상도 및 환경 조건에서의 성능 평가를 통해 제안 방식의 범용성을 높이고, 실제 전투체계에 적용하기 위한 연구를 진행할 예정이다.

참고문헌

- [1] Won-Jin Kim, Young-San Kim, & Hyo-Jo Lee, 'A Study on Ways to Improve Real-Time Performance of Tactical Data Link Image Transmission by Image Processing in Naval Combat Management System,' *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, VOL. 29, NO. 11, 2024, pp. 217-227.
- [2] Kyung-Min Go, Cheol-Hee Kwon, Jong-Soon Lee, & Young-Taek Kim, 'Video Image Transmissions over DDS Protocol for Unmanned Air System,' *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, VOL. 35, NO. 11B, 2010, pp. 1732-1737.
- [3] Changhan Park, 'Similarity Comparison of Segmentation Based on Key-Points in Real-ESRGAN Super-Resolution Satellite SAR Images,' *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, VOL. 30, NO. 8, 2024, pp. 853-862. <https://doi.org/10.5302/J.ICROS.2024.24.0133>
- [4] Jae-Geun Lee, 'A Study on the Standard Architecture of Weapon Control Software on Naval Combat System,' *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, VOL. 26, NO. 11, 2021, pp. 101-110.
- [5] Ki-Tae Kwon, Ki-Pyo Kim, & Hwan-Jun Choi, 'Design of the Scalable Naval Combat System Software Using Abstraction and Design Pattern,' *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, VOL. 24, NO. 7, 2019, pp. 101-108.
- [6] Cheol-Gyu Yi & Young-Gab Kim, 'A Study on Software Security Test of Naval Ship Combat System,' *Journal of the Korea Institute of Communications and Information Sciences*, VOL. 45, NO. 3, 2020, pp. 628-637. <https://doi.org/10.7840/kics.2020.45.3.628>
- [7] S. Son, 'A Study of Submarine Combat Management System Docker-Based Server Virtualization Design and Performance Analysis,' *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, VOL. 27, NO. 12, 2022, pp. 121-129.
- [8] Gyu-Seok Do, Ju-Mi Park, Won-Seok Jang, Young-Sub Yang, & Ji-Seok Yoon, 'A Study on Deep Learning-Based Automatic Target Recognition System in IR Image for Intelligent Combat Management System,' *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, VOL. 30, NO. 1, 2025,

pp. 33–40. <https://doi.org/10.9708/jksci.2025.30.01.033>

[9] Hong–Jin Park, ‘Trend Analysis of Korea Papers in the Fields of ‘Artificial Intelligence’, ‘Machine Learning’ and ‘Deep Learning’,’ *Journal of Korea Institute of Information, Electronics, and Communication Technology*, VOL. 13, NO. 4, 2020, pp. 283–292.

[10] Woo–Dam Sim & Jung–Soo Lee, ‘Assessing Techniques for Advancing Land Cover Classification Accuracy Through CNN and Transformer Model Integration,’ *Journal of the Korean Association of Geographic Information Studies*, VOL. 27, NO. 1, 2024, pp. 115–127.
<https://doi.org/10.11108/KAGIS.2024.27.1.115>

[11] Joon–Yong Kim & Koo–Rack Park, ‘Analysis of Accuracy and Loss Performance According to Hyperparameter in RNN Model,’ *Journal of Convergence for Information Technology*, VOL. 11, NO. 7, 2021, pp. 31–38.
<https://doi.org/10.22156/CS4SMB.2021.11.07.031>

[12] Changhan Park, ‘Super–Resolution of SAR Target Images Using Real–ESRGAN,’ *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, VOL. 30, NO. 1, 2024, pp. 13–19.

<https://doi.org/10.5302/J.ICROS.2024.23.0170>

[13] Xintao Wang, Liangbin Xie, Chao Dong, & Ying Shan, ‘Real–ESRGAN: Training Real–World Blind Super–Resolution with Pure Synthetic Data,’ arXiv:2107.10833, 2021.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.10833>

[14] Xintao Wang, Ke Yu, Shixiang Wu, JinJin Gu, Yihao Liu, Chao Dong, Chen Change Loy, Yu Qiao, & Xiaoou Tang, ‘ESRGAN: Enhanced Super–Resolution Generative Adversarial Networks,’ arXiv:1809.00219, 2018.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1809.00219>

[15] Namkyoon Kim, ‘Edge Device Implementation of Thermal Imaging Super–Resolution Using Real–ESRGAN,’ Master’s thesis, Korea Polytechnic University, 2023.

[16] Kwangsoo Kang & Jun Haeng Lee, ‘PSNR Appraisal of MRI Image,’ *Journal of the Korean Society of Radiology*, VOL. 3, NO. 4, 2009, pp. 13–20.

[17] Zhou Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, & E. P. Simoncelli, ‘Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity,’ *IEEE Transactions on Image Processing*, VOL. 13, NO. 4, 2004, pp. 600–612.